

INÁCIO ANDRUSKI GUIMARÃES

CONSTRUÇÃO E AVALIAÇÃO DE UMA REGRA DE
RECONHECIMENTO E CLASSIFICAÇÃO DE CLIENTES
DE UMA INSTITUIÇÃO FINANCEIRA COM BASE NA
ANÁLISE MULTIVARIADA

CURITIBA
2000

INÁCIO ANDRUSKI GUIMARÃES

**CONSTRUÇÃO E AVALIAÇÃO DE UMA REGRA DE
RECONHECIMENTO E CLASSIFICAÇÃO DE CLIENTES
DE UMA INSTITUIÇÃO FINANCEIRA COM BASE NA
ANÁLISE MULTIVARIADA**

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia, da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do Grau e Título de Mestre em Ciências.
Orientador: Professor Doutor Anselmo Chaves Neto.

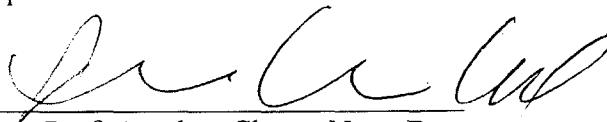
**CURITIBA
2000**

INÁCIO ANDRUSKI GUIMARÃES

CONSTRUÇÃO E AVALIAÇÃO DE UMA REGRA DE RECONHECIMENTO E
CLASSIFICAÇÃO DE CLIENTES DE UMA INSTITUIÇÃO FINANCEIRA COM BASE
NA ANÁLISE MULTIVARIADA

Dissertação aprovada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Ciências, concentração em Programação Matemática, Curso de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia da Universidade Federal do Paraná, pela comissão examinadora formada pelos professores:

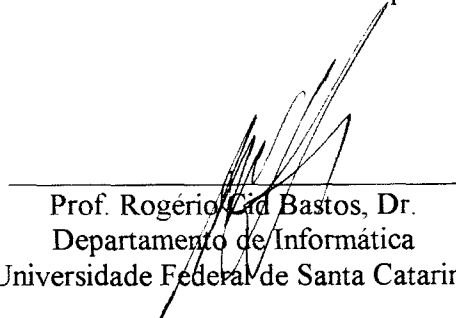
Orientador:



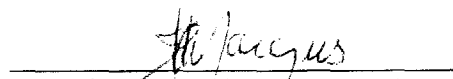
Prof. Anselmo Chaves Neto, Dr.
Departamento de Estatística
Universidade Federal do Paraná



Prof. Sebastião de Amorim, PhD.
Departamento de Estatística
Universidade Estadual de Campinas



Prof. Rogério de Bastos, Dr.
Departamento de Informática
Universidade Federal de Santa Catarina



Prof. Jair Mendes Marques, Dr.
Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia
Universidade Federal do Paraná

Curitiba, 8 de dezembro de 2000

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, sem os quais nada estaria ocorrendo, pelo menos da forma como tem sido.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Anselmo Chaves Neto, pela inesgotável paciência, e também pelo impagável senso de humor, com que encarou os obstáculos que foram surgindo, ocasionalmente pela complexidade do trabalho, frequentemente pela inexperiência do orientado.

Aos professores do Programa de Pós Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia – PPGMNE, em especial ao professor Dr. Celso Carnieri, à Professora Dra. Maria Terezinha Arns Steiner, ao professor Dr. Rubens Robles Ortega e ao professor Dr. Jair Mendes Marques, pelos conhecimentos repassados e pela boa vontade demonstrada em todos os esclarecimentos solicitados.

Aos professores Ryszard Rezler e João Carlos Loyola Pires, pelas indicações de materiais, *softwares* e técnicas de abordagem.

Aos professores Orlando Nunes da Motta e João Cândido Delamônica de Castro, pelo empréstimo de materiais que acabaram por se tornar de fundamental importância na elaboração deste trabalho e pelas sugestões de abordagem do problema.

Ao professor Edson Martins Lecheta e ao meu amigo Ronald Márcio de Lima, pela inestimável colaboração ao esclarecer, nas horas mais impróprias, as mais variadas dúvidas a respeito das técnicas de programação utilizadas neste trabalho.

À secretária do CPGMNE, Maristela Bandil, e ao Sr. Eliseu dos Santos, pela eficiência e pela simpatia demonstradas no decorrer do período em que se estendeu o curso de pós-graduação.

Aos funcionários do setor de crédito do HSBC Bank Brasil S.A., Marcelo Pires Fernandes e Marcos Loução, pela disponibilização do banco de dados utilizado neste trabalho e pelos esclarecimentos prestados

RESUMO

A inadimplência é um dos maiores problemas, senão o maior, enfrentados pelas administradoras de cartão de crédito. No estudo de tal problema, foi criado o conceito de risco, que é essencialmente a probabilidade de não recebimento de créditos por parte das administradoras. Alguns autores [2] e [17] referem-se à Análise Multivariada como ferramenta bastante poderosa na administração do risco na concessão de crédito pessoal. O objetivo deste trabalho é a construção de regras de classificação baseadas na *Função Discriminante Linear* (FDL) e na *Regressão Logística* (RL) para:

- Classificar clientes de cartão de crédito em uma de duas classes.
- Estimar a probabilidade de inadimplência por parte de um novo cliente (risco).

e a elaboração de um algoritmo em linguagem computacional, a fim de auxiliar a automatização do processo de concessão de crédito pessoal. A eficiência dos procedimentos foi avaliada por meio do *Método de Lachenbruch* [12] e [13]. Também são apresentadas as regras de reconhecimento de padrões construídas com base na *Função Discriminante Linear de Fisher* e no *Modelo de Regressão Logística*.

ABSTRACT

The non-payment (breach of contract) is one of the major, if not the major, problem faced by administrators (companies, agencies) of credit. In studies of such problems it was created a risk concept, that is essentially the probability of not receiving the credits from the administrators. Some authors, [2] and [17], refer the multivariate analysis as a very powerful tool in the risk administration of conceding the personal credit. The goal (objective) of this job is to build the classified rules based on the Discriminant Linear Function (DLF) and on the Logistic Regression (LR), to

- *Classify the clients of credit card in one of two groups.*
- *Stimulate the probability of non-payment (breach of contract) by a new client (risk).*

and the elaboration of an algorithm in computational language so that the process of a conceding credit becomes automatized. The efficiency of the procedures was evaluated by the Lachenbruch Method, [12] and [13] . They are presented the rules for pattern and recognition build on Fisher's Discriminant Linear Function and Logistic Regression Model, as well the degree of its efficacy.

SUMÁRIO

| | | |
|----------|--|-------------|
| | LISTA DE TABELAS..... | viii |
| | LISTA DE QUADROS | viii |
| | LISTA DE FIGURAS | ix |
| 1 | INTRODUÇÃO..... | 1 |
| 1.1 | PROBLEMA..... | 1 |
| 1.2 | OBJETIVOS..... | 3 |
| 1.3 | JUSTIFICATIVA..... | 3 |
| 1.4 | ESTRUTURA DO TRABALHO..... | 4 |
| 2 | REVISÃO DA LITERATURA..... | 6 |
| 2.1 | SISTEMAS DE ESCORE | 6 |
| 2.2 | MODALIDADES DE AQUISIÇÃO DE NOVAS CONTAS..... | 8 |
| 2.3 | SISTEMA DE ESCORE..... | 10 |
| 2.3.1 | ORIGEM DO SISTEMA DE ESCORE..... | 10 |
| 2.3.3 | VANTAGENS DO SISTEMA DE ESCORE..... | 11 |
| 2.3.4 | LIMITAÇÕES DO SISTEMA..... | 11 |
| 2.3.5 | RAZÕES DE FALHA DO SISTEMA..... | 12 |
| 2.3.6 | FATORES CRÍTICOS PARA A IMPLANTAÇÃO DO SISTEMA..... | 12 |
| 2.4 | MÉTODOS UTILIZADOS..... | 13 |
| 2.4.1 | TAXA APARENTE DE ERRO PELO MÉTODO EM USO NA INSTITUIÇÃO FINANCEIRA | 17 |
| 2.5 | OUTROS MÉTODOS ATUALMENTE EM USO..... | 18 |
| 2.5.1 | SISTEMAS SUBJETIVOS..... | 18 |
| 2.5.2 | MODELOS QUANTITATIVOS DE SELEÇÃO DE CRÉDITO..... | 19 |
| 2.6 | TÉCNICAS ESTATÍSTICAS MULTIVARIADAS DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES E DE CLASSIFICAÇÃO..... | 22 |
| 2.6.1 | INTRODUÇÃO..... | 22 |
| 2.6.2 | TRABALHOS DESENVOLVIDOS NA ÁREA..... | 22 |
| 2.6.2.1 | PREVISÃO DE PROBLEMAS FINANCEIROS EM EMPRESAS..... | 23 |
| 2.6.2.2 | ANÁLISE DO DESEMPENHO EMPRESARIAL POR MEIO DE MÉTODOS ESTATÍSTICOS MULTIVARIADOS..... | 25 |
| 2.6.2.3 | SISTEMAS ESTATÍSTICOS PROBABILÍSTICOS E REDES NEURAIS NA ANÁLISE DO CRÉDITO BANCÁRIO..... | 27 |
| 2.7 | ANÁLISE DISCRIMINANTE..... | 30 |
| 2.7.1 | CUSTO DE RECONHECIMENTO ERRADO | 34 |
| 2.7.2 | PROBABILIDADE TOTAL DE ERRO NA CLASSIFICAÇÃO | 37 |
| 2.7.3 | CLASSIFICAÇÃO COM DUAS POPULAÇÕES NORMAIS MULTIVARIADAS..... | 38 |
| 2.8 | FUNÇÃO DISCRIMINANTE LINEAR DE FISHER..... | 39 |
| 2.9 | REGRESSÃO LOGÍSTICA | 44 |
| 2.9.1 | INTRODUÇÃO | 44 |
| 2.9.2 | MODELO LINEAR GERAL | 46 |
| 2.9.3 | TRANSFORMAÇÃO <i>LOGIT</i> | 49 |
| 2.9.4 | MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA | 50 |
| 2.9.4.1 | MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA MÚLTIPLO | 53 |

| | | |
|----------|--|------------|
| 2.9.4.2 | CÁLCULO DOS ESTIMADORES DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA USANDO O MÉTODO DE NEWTON | 54 |
| 2.9.4.3 | CÁLCULO DO ESTIMADORES DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA USANDO A FUNÇÃO DISCRIMINANTE | 57 |
| 2.9.4.4 | CÁLCULO DOS ESTIMADORES DE MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA USANDO O MODELO DE LOCAÇÃO DE VARIÁVEIS MISTAS | 59 |
| 2.9.4.5 | ESTIMAÇÃO DAS VARIÂNCIAS E COVARIÂNCIAS..... | 59 |
| 2.10 | ABORDAGEM DE LACHENBRUCH..... | 62 |
| 3 | MATERIAL E MÉTODO..... | 65 |
| 3.1 | AMOSTRA, QUESTIONÁRIO E CARACTERÍSTICAS DAS VARIÁVEIS ESTUDADAS..... | 65 |
| 3.2 | FUNÇÃO DISCRIMINANTE LINEAR E REGRESSÃO LOGÍSTICA..... | 72 |
| 3.3 | PROGRAMA COMPUTACIONAL..... | 72 |
| 4 | RESULTADOS E CONCLUSÃO..... | 74 |
| 4.1 | FUNÇÃO DISCRIMINANTE LINEAR DE FISCHER E REGRESSÃO LOGÍSTICA..... | 74 |
| 4.2 | AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DOS MODELOS AJUSTADOS PELO MÉTODO DE LACHENBRUCH | 78 |
| 4.3 | RESULTADOS E CONCLUSÃO..... | 78 |
| | APÊNDICE I: VETOR MÉDIO E MATRIZES DE COVARIÂNCIA E CORRELAÇÃO | 80 |
| | APÊNDICE II: TAXA ÓTIMA DE ERRO | 81 |
| | APÊNDICE III: MODELO PROPOSTO DE FORMULÁRIO..... | 84 |
| | ANEXO I: CÓDIGO DO PROGRAMA | 85 |
| | ANEXO II: MATRIZ DE DADOS | 100 |
| | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 141 |

LISTAS DE TABELAS

| | | | |
|----|------------|---|----|
| 1 | TABELA 2.1 | CLASSIFICAÇÕES CORRETAS EFETUADAS PELO MÉTODO ATUALMENTE EM USO NA INSTITUIÇÃO FORNECEDORA DOS DADOS..... | 18 |
| 2 | TABELA 2.2 | TAXAS DE ERROS E ACERTOS DO MÉTODO ATUALMENTE EM USO NA INSTITUIÇÃO FORNECEDORA DOS DADOS..... | 18 |
| 3 | TABELA 2.3 | CRITÉRIOS DE SELEÇÃO DE CRÉDITO ADOTADOS POR UMA APLICADORA JAPONESA..... | 19 |
| 4 | TABELA 2.4 | CRITÉRIOS SUBJETIVOS DE APROVAÇÃO DE CRÉDITO..... | 19 |
| 5 | TABELA 2.5 | VARIÁVEIS ABORDADAS E O RESPECTIVO IMPACTO SOBRE O ESCORE..... | 20 |
| 6 | TABELA 2.6 | EFICIÊNCIA DO MODELO OBTIDO POR <i>ALTMAN ET ALII</i> .. | 24 |
| 7 | TABELA 2.7 | EFICIÊNCIA DO MODELO OBTIDO POR <i>ZÜGE E CHAVES NETO</i> | 26 |
| 8 | TABELA 3.1 | DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS UTILIZADAS NESTE TRABALHO..... | 68 |
| 9 | TABELA 4.1 | COEFICIENTES DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE LINEAR DE FISHER..... | 75 |
| 10 | TABELA 4.2 | COEFICIENTES DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA | 77 |
| 11 | TABELA 4.3 | RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DOS MODELOS DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES PELO MÉTODO DE LACHENBRUCH..... | 78 |

LISTA DE QUADROS

| | | | |
|---|------------|--|----|
| 1 | QUADRO 2.1 | AS PRINCIPAIS MODALIDADES DE AQUISIÇÃO DE NOVAS CONTAS..... | 9 |
| 2 | QUADRO 2.2 | ESTUDOS SOBRE DESEMPENHO EMPRESARIAL UTILIZANDO TÉCNICAS ESTATÍSTICAS..... | 22 |
| 3 | QUADRO 2.3 | MATRIZ DO CUSTO DE RECONHECIMENTO ERRADO | 34 |
| 4 | QUADRO 2.4 | MATRIZ DE CONFUSÃO | 63 |

LISTA DE FIGURAS

| | | | |
|---|------------|--|----|
| 1 | FIGURA 2.1 | FLUXOGRAMA DE UM SISTEMA DE ESCORE | 6 |
| 2 | FIGURA 2.2 | GRÁFICO DE ESCORE x TAXA DE RISCO | 10 |
| 3 | FIGURA 2.3 | SUPERPOSIÇÃO DE ESCORES | 16 |
| 4 | FIGURA 2.4 | MAPEAMENTO DAS RELAÇÕES g E m | 31 |
| 5 | FIGURA 2.5 | ESPAÇO DISCRIMINANTE..... | 32 |
| 6 | FIGURA 2.6 | GRÁFICO DA FUNÇÃO SIGMÓIDE | 45 |

1 - INTRODUÇÃO

1.1 – PROBLEMA

A palavra “crédito” pode ter mais de um significado, dependendo do contexto sob o qual esteja sendo tratada. Sob o ponto de vista meramente empresarial, a concessão de crédito significa a transferência da posse de um bem, ou de uma quantia em dinheiro, mediante a promessa de pagamento futuro. De acordo com este conceito, pode-se entender o crédito à disposição de uma pessoa, física ou jurídica, como a capacidade da mesma em obter dinheiro, produtos ou serviços mediante compromisso de pagamento num determinado período de tempo.

Em qualquer sociedade moderna há pessoas ou empresas cujas rendas excedem o consumo. Este saldo forma uma poupança. Por outro lado, há oportunidades de investimentos que carecem de recursos para implementação. A função dos agentes financeiros é a canalização de tais recursos para fontes produtivas. Esta atividade acabou por se tornar um dos principais componentes da vida econômica de todas as sociedades modernas.

Uma das maiores revoluções no crédito pessoal foi desencadeada pela criação do cartão de crédito, que permitiu a milhões de consumidores o acesso ao mesmo, algo que antes era privilégio de poucos. Os cartões de crédito também são chamados “dinheiro de plástico”, por servirem principalmente como meio de pagamento. São, antes de mais nada, um instrumento de crédito automático. A evolução desta modalidade de serviço acabou por permitir que um lançamento de crédito em praticamente qualquer ponto do mundo propicie em questão de minutos uma troca cambial. Este sistema atingiu proporções que tornam obrigatória a permanente busca de técnicas que permitam o gerenciamento de um grande número de *portfólios* de empréstimos, aos mais diversificados e descentralizados consumidores, de modo a obter simultaneamente um expressivo retorno para a administradora.

Por sua própria natureza, o crédito proporciona uma série de benefícios, que vão do estímulo à demanda por bens e serviços até a possibilidade de capacitação tecnológica de empresa, impedindo desta forma que sejam alijadas do cenário econômico. Em contrapartida, pode trazer efeitos negativos, geralmente em decorrência do alto grau de endividamento. Apenas como meio de ilustração, vale lembrar que uma pesquisa recentemente divulgada [9] pela Associação Comercial do Paraná aponta que 41,66% da População Economicamente Ativa (PEA) da região metropolitana de Curitiba, aproximadamente 465380 pessoas, possuem atualmente registro no Serviço de Proteção ao Crédito (SPC). Além do natural prejuízo que traz aos credores, este fenômeno contribui para a elevação de custos, tanto de produtos como de serviços, que acabam sendo repassados aos demais consumidores. A inadimplência apurada neste caso abrange diversos setores da economia, o que dá uma idéia do problema enfrentado por instituições que atuam na área de crédito ao consumidor. Tal problema não tem uma causa única, o que é em parte admitido pelas próprias instituições envolvidas e/ou afetadas. O Plano Real, em que pese ter gerado um aumento expressivo do consumo logo após a sua implantação, não

possibilitou a criação de mecanismos de defesa contra crises internacionais, além de tornar a economia brasileira refém do capital especulativo. Esta fragilidade tornou-se evidente com a adoção de medidas econômicas altamente recessivas, em outubro de 1997 e em setembro de 1998.

O atual cenário econômico caracteriza-se por uma diminuição nas importações, principalmente de produtos de consumo e por um visível aumento das exportações, fenômenos devidos em grande parte as mudanças adotadas na política cambial, que, em contrapartida, acabou por aumentar a dívida externa do país em Reais. Fatos como este têm incentivado os bancos a agir com extrema cautela na concessão de crédito, não só ao consumidor como também a empresas, temendo resultados negativos. Os analistas de crédito devem agir hoje com maior precaução, o que exige dos mesmos a adoção de métodos mais confiáveis na tentativa de reduzir os riscos de futuros calotes e a taxa de inadimplência, que, no final das contas, acaba por encarecer as operações de crédito, traduzindo-se em aumento de custos para o próprio consumidor.

Os efeitos mencionados podem ser, senão eliminados, ao menos minimizados. Esta minimização pode ser alcançada pela adoção de critérios mais rigorosos na concessão do crédito. Em decorrência desta necessidade, adotou-se o conceito de “risco”.

Inicialmente, é necessário distinguir, segundo enfoques estatísticos, “risco” e “incerteza”. O primeiro existe quando a tomada de decisões é baseada em probabilidades objetivas para a estimação de diferentes resultados. Desta forma a expectativa se fundamenta em dados históricos, permitindo que as decisões sejam tomadas a partir de estimativas consideradas aceitáveis. A incerteza é observada quando não se tem à disposição os dados históricos acima mencionados. Isto exige do tomador de decisões uma certa dose de sensibilidade, baseada em observações altamente subjetivas.

No caso específico do crédito ao consumidor, as características observadas são:

- grandes volumes em pequenos montantes;
- processo de aprovação massificado;
- dados limitados e relativamente pobres;
- histórico de crédito do cliente disponível, mas geralmente incompleto, em grande parte dos casos limitando-se ao passado negativo ou positivo;
- utilização de bases estatísticas para avaliação do desempenho do gerenciamento do *portfólio*.

O principal meio de controle do risco, ou pelo menos o mais utilizado, é o sistema de *escore*. Este sistema consiste basicamente em avaliar características do novo cliente, atribuindo um determinado valor a cada característica. Em seguida os dados obtidos são usados na elaboração de um *escore*. Com base no *escore* obtido pelo cliente toma-se a decisão de conceder, ou não, o crédito. Para tomar tal decisão, o *escore* é comparado com um valor previamente estabelecido, chamado *valor de corte*. É na obtenção deste último que reside a maior parte dos problemas enfrentados pelos profissionais envolvidos. A questão a ser resolvida neste ponto pode ser colocada da seguinte forma: “*Como obter um*

valor de corte confiável a ponto de evitar perdas para a empresa, tanto pela aceitação, errada, de maus clientes como pela rejeição, igualmente errada, de bons clientes?”.

Na busca por informações são enfrentados obstáculos de naturezas diversas, como informações de difícil acesso, leis de defesa do consumidor e falta de idoneidade do candidato a cliente, entre outros. Também é necessário ter sempre em mente que seres humanos, e também o seu comportamento, não são completamente previsíveis.

Também em função dos problemas comentados acima, as administradoras de cartões de crédito têm se voltado cada vez mais para as bases de dados formadas ao longo de sua atuação no mercado, procurando extrair informações que possam ser valiosas como ferramentas de apoio à tomada de decisões.

1.2 – OBJETIVOS

Este trabalho tem os seguintes objetivos:

- utilizar as técnicas estatísticas multivariadas denominadas Análise Discriminante Linear, Análise de Regressão Logística e Método de Lachenbruch na identificação de variáveis que permitam evidenciar, com certa antecedência, situações de inadimplência por parte de clientes de uma administradora de cartões de crédito a partir de informações cadastrais fornecidas pelos mesmos em propostas para adesão ao cartão de crédito administrado pela instituição.
- programar um sistema de classificação de clientes usando a Função Discriminante Linear de Fisher e que indique, por um Modelo de Regressão Logística, a probabilidade estimada de um cliente tornar-se inadimplente.
- avaliar a eficiência dos modelos desenvolvidos, aplicando o Método de Lachenbruch.

1.3 – JUSTIFICATIVA

A Análise Multivariada tem sido mencionada por alguns autores, como *Silva* [17] e *Caouette et alli* [2], como uma ferramenta bastante poderosa na administração do risco de inadimplência existente na concessão de crédito. Uma aplicação é a previsão do risco que corre o banco, ou a administradora de crédito, e a conseqüente busca de uma forma de controle deste risco, via obtenção de um valor de corte calculado com base nas características apuradas junto à base de dados da companhia.

São conhecidos trabalhos desta natureza na análise de risco na área empresarial, ao contrário do que se verifica para a área de crédito pessoal, apesar do considerável volume de recursos aplicados e/ou movimentados pelas administradoras de cartões de crédito. Uma das razões detectadas para este fato pode ser, como se verificará mais adiante, a confiabilidade relativamente baixa apresentada pelas informações prestadas pelos proponentes. Parte deste problema tem origem na própria metodologia usada pelas administradoras. Uma das práticas usadas pelas mesmas consiste no envio de propostas

pelo correio. Havendo interesse por parte do destinatário, o mesmo pode devolvê-la, devidamente preenchida, para que se inicie então o processo de análise visando a aceitação, ou rejeição, da proposta. O que se nota é que não são tomados muitos cuidados na verificação da exatidão das informações prestadas, limitando-se tais cuidados, na maioria das vezes, à comprovação de endereço e de renda. Não há, por exemplo, nenhuma indagação sobre compromissos financeiros assumidos anteriormente pelo proponente, o que permitiria que se chegasse a uma conclusão mais precisa sobre a renda líquida do mesmo. Outro problema diz respeito às próprias necessidades do cliente, uma vez que não se pode descartar a possibilidade de comprometimentos financeiros futuros e inesperados, tais como doenças, perda de emprego, etc. Uma rápida comparação dos dados obtidos neste tipo de operação com aqueles obtidos junto a empresas é suficiente para perceber que os dados empresariais são, na maioria dos casos obtidos através de balanços contábeis devidamente analisados por firmas de auditoria. Isto talvez explique a presença quase que absoluta de empresas de capital aberto nos trabalhos apresentados, já que empresas de capital fechado não são obrigadas a divulgar seus balanços, o que provavelmente as colocaria na mesma situação dos consumidores interessados na aquisição de cartões de crédito. *Gitman* [5] observa que mesmo análises contábeis apresentam ressalvas, o que dá margem a eventuais problemas futuros, fazendo com que a análise econômico - financeira reproduza apenas uma das partes de uma análise de crédito completa.

Assim, não existindo rigor na seleção dos clientes de cartão de crédito, o custo com a inadimplência só tende a aumentar. Gastos com correspondência, ligações telefônicas, inscrição nos serviços de proteção ao crédito, e, finalmente, com ações judiciais, entre outras medidas, são feitos na tentativa de recuperação do financiamento. Estes custos são descarregados entre todos os clientes, na forma de anuidades e taxas de juros mais altas. O financiamento acaba ficando extraordinariamente caro para os bons clientes, que na ponta do processo arcam com o prejuízo causado pelos maus clientes.

Um método que minimize estes gastos contribuirá fortemente para diminuir o custo do financiamento e, conseqüentemente, para melhorar o desempenho do comércio, forçando o aumento do consumo, com inegáveis benefícios para a indústria e, principalmente, para a geração de empregos.

1.4 – ESTRUTURA DO TRABALHO

O presente trabalho é composto por quatro capítulos: Introdução; Revisão da Literatura; Material e Método e Resultados e Conclusão. Fazem parte também desta dissertação os Apêndices I, II e III e os Anexos I e II.

No capítulo reservado à Revisão de Literatura são abordadas a origem, as vantagens, as limitações, as razões de falhas dos sistemas de score e as modalidades de aquisição de novas contas. Também são apresentados os atuais métodos de cálculo de score e são dados alguns exemplos de sistemas subjetivos e qualitativos. No mesmo capítulo são definidas a Análise Discriminante, a Função Discriminante Linear de Fisher, a Abordagem de Lachenbruch e a Regressão Logística.

No terceiro capítulo, Material e Método, são apresentadas as variáveis usadas na formação do banco de dados, os valores assumidos pelas mesmas e os resultados da Análise Discriminante sobre os dados abordados inicialmente. Além disto, são comentadas as características destas variáveis, bem como o Método de Lachenbruch [12] e [13], utilizado para avaliar a eficiência das regras de reconhecimento de padrões e classificação de observações.

O quarto capítulo apresenta os resultados e a conclusão. Na parte dos resultados, compara as taxas de acerto obtidas pelos dois modelos multivariados construídos. Também é levantada a necessidade de reformulação do questionário para coleta de informações, de modo que se possa obter um conjunto de dados não apenas confiável, mas que também ofereça condições para a obtenção de modelos eficientes, no sentido discriminatório.

No Apêndice I são apresentadas as definições de Vetor Médio, Matriz de Covariância e Matriz de Correlação Amostral. No Apêndice II apresenta-se o desenvolvimento para obtenção da Taxa Ótima de Erro. O Apêndice III apresenta um modelo de questionário, proposto com o objetivo de atender à necessidade levantada no quarto capítulo. No Anexo I é apresentado o código do programa computacional escrito para estimar os coeficientes da Função Discriminante Linear de Fisher e do Modelo de Regressão Logística, além de fornecer a medida de eficiência para ambos. Finalmente, no Anexo II é apresentada a matriz de dados utilizada para os estudos desenvolvidos neste trabalho.

2 - REVISÃO DA LITERATURA

2.1 – SISTEMAS DE ESCORE

Em seu artigo, *Capuzzo* [3] alerta para o fato de que não há um modelo único para a montagem de sistemas de escore. O que se sugere é o que se pode chamar de esquema fixo no desenvolvimento do escore, que é apresentado a seguir:

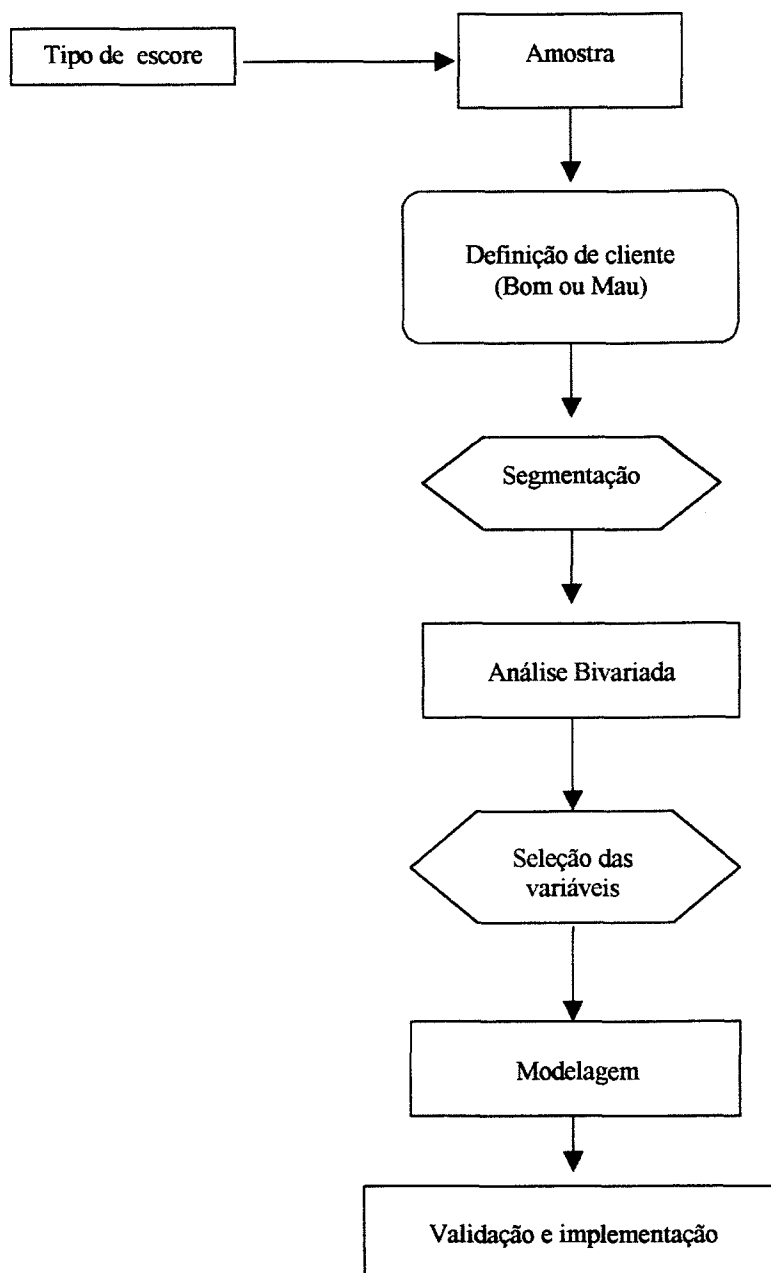


Figura 2.1 – Fluxograma de um Sistema de Escore

A estrutura do processo permite alterações nas definições inicialmente adotadas, possibilitando desta forma um melhor acompanhamento das mudanças observadas para o perfil do mercado.

De acordo com *Lawrence* [11], um processo de iniciação ao crédito deve:

- atender as metas de volume e abrangência estabelecidos pela gerência;
- predizer com exatidão o risco que se corre, e buscar forma de controle do mesmo;
- estimar o custo de aquisição de um novo cliente;
- não transgredir nenhuma lei vigente.

Todo produto, ou serviço, financeiro possui um certo grau de risco, que requer um trabalho de avaliação de crédito. Esta avaliação envolve uma investigação que pode ser superficial ou detalhada, variando conforme o tipo de cartão, abordando características como saldo médio, frequência de utilização, potencial de uso fraudulento e possibilidade de previsão de perdas por métodos atuariais, entre outras.

Os cuidados que cercam o processo devem começar já no projeto do formulário de proposta, que deve proporcionar o máximo de informações, sempre com a maior precisão. De acordo com o mesmo autor [11], o projeto deve ser conduzido de modo a responder questões como:

- as informações são suficientes para embasar qualquer decisão, seja ela de aceitação ou de recusa ?
- a aparência do formulário motiva o cliente a preenchê-lo ?
- não há nenhuma solicitação em desacordo com a legislação vigente ?
- as informações solicitadas permitem que o cliente seja contatado, caso se torne inadimplente ?

Além do exposto acima, um formulário consistente deve preencher as seguintes categorias de informação:

Dados pessoais:

- Nome
- Endereço
- Data de nascimento
- Número do documento de identidade
- Número de dependentes

Dados de trabalho:

- Empresa
- Tempo de serviço
- Renda

Informações de crédito:

- Credores

- Saldos em contas bancárias
- Se é proprietário ou inquilino

Referências financeiras junto a:

- Bancos.
- Financeiras.
- Lojas de crediário.

Algumas das informações acima mencionadas transformam-se em importantes variáveis de decisão em qualquer modelo de análise de risco. Entretanto, isto só ocorre quando a informação solicitada é bastante específica. Outra questão importante diz respeito às tendências comportamentais. Sabe-se que, atualmente, as pessoas adiam certas decisões de caráter pessoal, como casamento, por exemplo. Também as alterações sócio-econômicas devem ser levadas em consideração. A não muito tempo, ter um telefone era um indicador de padrão social mais elevado. Atualmente, com a evolução da tecnologia, o custo para aquisição de aparelhos telefônicos caiu muito e esta informação acabou perdendo um pouco da sua relevância. O mesmo se verifica com a posse de veículos. Fatos como estes acabam impondo aos gerentes de crédito a necessidade de uma constante busca por informações que permitam traçar o perfil do cliente com maior precisão, o que exige atualizações periódicas dos instrumentos de obtenção de informações são necessárias.

2.2 – MODALIDADES DE AQUISIÇÃO DE NOVAS CONTAS

As duas principais formas de seleção de propostas de clientes são a seleção subjetiva e a seleção por *escore* de crédito. A primeira tem se revelado extremamente preconceituosa, entre outros defeitos. Um gerente de crédito pode desconfiar, por motivos pessoais, de uma certa categoria profissional. Isto pode levá-lo a recusar uma proposta que seria facilmente aceita por um outro gerente, o que torna este método inaceitável para algumas organizações financeiras. A seleção por *escore* de crédito surgiu durante os anos 70, imediatamente adquirindo o *status* de método mais importante para avaliação de crédito. Uma das vantagens deste método é a consolidação da filosofia dos “três C’s”, tradicionalmente usada pelos agentes de crédito, e que consiste na avaliação do “Caráter”, da “Capacidade” e do “Colateral”, assim designadas as informações relativas ao avalista/fiador. O sistema de *escore* de crédito é um instrumento estatístico que permite ao tomador de decisões avaliar a probabilidade de que determinado proponente venha a se tornar um mau pagador. Este sistema utiliza uma fórmula para avaliar cada proposta de solicitação de crédito, trabalhando com características que se mostram relevantes. Isto permite que cada concessão seja escorada de forma organizada e consistente, permitindo que a carteira de empréstimos seja organizada com base nas probabilidades de retorno.

Um sistema de *escore* deve ser formulado de maneira cuidadosa e implementado com apoio da direção da empresa. Algumas das vantagens apontadas por *Lawrence* [11] para este sistema são:

- projeção de risco efetuada com maior precisão e confiabilidade;

- permite um melhor entendimento do cliente, por fornecer informações que acabam por se tornar muito úteis na comparação do perfil do mercado alvo com o perfil do mercado real;
- maior eficiência no processamento;
- em situações de crescimento acelerado, o modelo permite que se estabeleça um perfil preciso dos riscos de cada operação;
- permite a formação de um banco de dados em linguagem padronizada, possibilitando o acesso de qualquer departamento às informações disponíveis;
- diminui as chances de transgressão à legislação, que tem se tornado cada vez mais rigorosa na defesa dos interesses do consumidor.

Quadro 2.1 – PRINCIPAIS MODALIDADES DE AQUISIÇÃO DE NOVAS CONTAS.

| CANAL DE VENDAS | DEFINIÇÃO | MÉTODO DE SELEÇÃO |
|---------------------------|--|--|
| Mala direta pré-analisada | Aos clientes pré-selecionados é oferecida uma linha de crédito por carta, sujeita a requisitos mínimos para aprovação final. | Adquirem-se listas cadastrais de consumidores, das quais selecionam-se os clientes com base em seus dados cadastrais e no passado de crédito, que são avaliados por critérios subjetivos ou por técnicas estatísticas. |
| Indireto | Propostas originadas de agentes distribuidores, corretores ou comerciantes. | Críticos de avaliação de avaliação subjetivos, ou sistema estatístico são aplicados a cada proposta. |
| Pessoal | Proposta feita pelo próprio cliente em uma filial. | O mesmo descrito acima. |
| Mostradores (“Pegue um”) | Propostas são apanhadas em mostradores de balcões de restaurantes, lojas, aeroportos, etc. e enviadas pelo correio para centrais de análise e processamento. | O mesmo dos dois canais acima. |
| Aquisição por atacado | Portfólios existentes de crédito ao consumidor, funcionando, são comprados de um outro financiador. | A gerência faz análise detalhada do portfólio do vendedor. A compra é feita usualmente com o vendedor garantindo os maus créditos por um determinado tempo. |

Fonte: Lawrence, David B. – O negócio de Crédito ao Consumidor – Risco e Recompensa – Gráfica e Editora Bandeirante S.A.

Uma outra maneira de buscar as informações necessárias é recorrer a escritórios de informação de crédito, conhecidas nos EUA como *credit bureaus*. No Brasil os escritórios mais conhecidos são o SPC – Serviço de Proteção ao Crédito, antigo SEPROC e o SERASA, operado basicamente por bancos, além do cadastro de inadimplentes do Banco

Central. Algumas desvantagens têm sido apontadas na utilização destas fontes. As principais são:

- critérios de inadimplência não são padronizados;
- normalmente são informados apenas os atrasos nos pagamentos de prestações e cheques sem fundo;
- algumas administradoras de cartão não fornecem nenhum tipo de informação;
- a consulta pode ser questionada legalmente;
- os dados nem sempre são atuais.

Nos EUA há empresas especializadas na criação de sistemas de escore, entre as quais se destacam a *Standard & Poor's®*, e *JP Morgan®*. Entretanto, no Brasil, e também no restante da América Latina, não se tem conhecimento de empresas operando neste ramo de atividade, pelo menos não com a experiência e o *know-how* das empresas norte americanas.

2.3 – SISTEMA DE ESCORE

2.3.1 – Origem do sistema de escore

Surgiu nos EUA, na década de 70, e começou a ser difundido em países europeus e asiáticos na década de 80. A implantação dos primeiros sistemas no Brasil começou em 1978, ainda usando técnicas americanas. Os primeiros sistemas inteiramente desenvolvidos no Brasil começaram a surgir em 1982, sendo o primeiro sistema de escore comportamental (*behavioural scoring*) desenvolvido em 1984, por filiais das empresas norte – americanas de cartão de crédito.

2.3.2 – Escore x Taxa de Risco

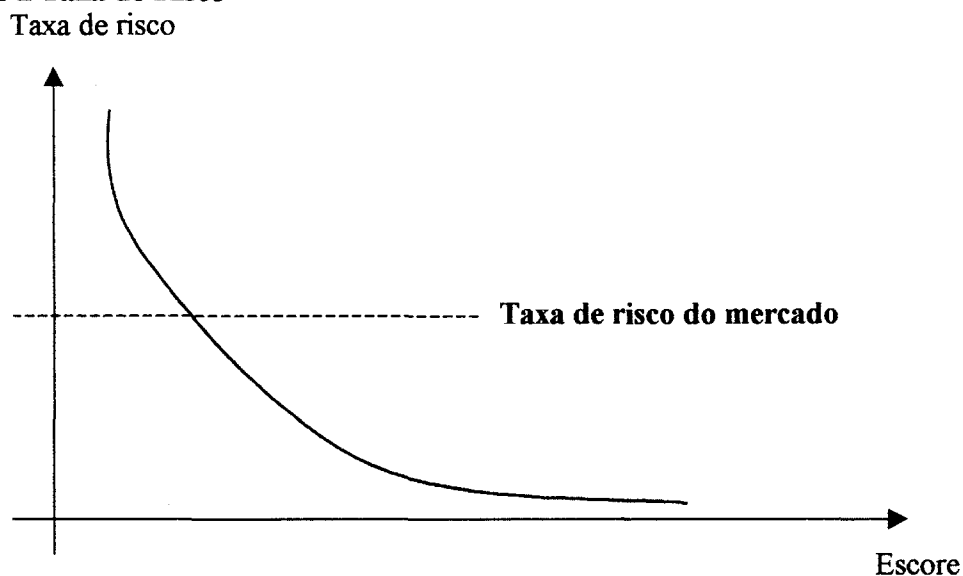


Figura 2.2 – Gráfico de Escore x Taxa de Risco

A figura 2.2 traduz uma filosofia encontrada atualmente em muitas instituições financeiras. De acordo com a mesma, quanto mais alto o escore de um cliente, ou o escore médio dos clientes, menor a taxa de risco sobre os créditos concedidos. Este pensamento é um reflexo dos métodos mais utilizados, que atribuem pesos conforme a presença de certos atributos, como posse de veículos, casa própria, telefone, grau de escolaridade, entre outros.

2.3.3 – Vantagens do Sistema de Escore

Algumas das vantagens apontadas por *Lawrence* [11] e *Caouette et alli* [2] para justificar a adoção de um sistemas de escore são:

- é de grande utilidade no processo decisório de deferimento de propostas de crédito.
- auxilia na detecção de tendências econômicas.
- permite a implementação eficiente de mudanças na política de crédito.
- apresenta maior precisão nos prognósticos de risco.
- possibilita a melhoria de qualidade da carteira.
- viabiliza a maximização das receitas.
- permite a previsão do comportamento da carteira.

2.3.4 – Limitações do Sistema

Algumas das principais desvantagens, que, segundo os analistas, interferem de forma negativa no desempenho do sistema são:

- apresenta deteriorações com as mudanças da população. As tendências comportamentais sofrem alterações com o tempo. Um atributo indicador de situação financeira estável em determinada época, pode não ser significativo em outra.
- grande dependência da qualidade das informações e da correta seleção de variáveis cadastrais. Este problema obriga a instituição de crédito a criar mecanismos que possibilitem verificar a exatidão das informações prestadas pelos clientes. Nesta etapa os responsáveis pela implantação podem enfrentar problemas como a falta de um banco de dados confiável e também com questões legais, que muitas vezes impedem o adequado levantamento das informações.
- necessita de uma carteira grande para o seu desenvolvimento. Quanto maior a clientela, e também a região de atuação da instituição, maior deve ser a base de dados para dar o necessário suporte, não só para a instalação, como também para a manutenção do sistema. Este problema pode ser minimizado pela construção de sistemas de abrangência regional, levando em consideração aspectos particulares de cada uma das regiões de atuação da instituição.

2.3.5 – Razões de falhas do sistema

Os sistemas de escore de crédito podem apresentar falhas, segundo *Lawrence* [11], em função das seguintes causas:

- falta de comprometimento da gerência.
- avaliação indevida dos impactos.
- baixa prioridade.
- dificuldades para alterações no sistema.
- manipulação de dados.
- sistemas de gerenciamento de informações insuficientes.

2.3.6 – Fatores críticos para a implantação do sistema:

Os fatores considerados críticos para a implantação, e também para o sucesso, de um sistema são:

- Cultura da empresa.
- Política de escore.
- Procedimentos operacionais.
- Sistemas de gerenciamento de informações.

Capuzzo [3] relata que o trabalho de desenvolvimento de um modelo de escore convive com as seguintes questões: *“As inovadoras técnicas de modelagem, como redes neurais e algoritmos genéticos, são capazes de prever mais que os modelos estatísticos tradicionais? Até agora, os resultados que salientamos parecem levar-nos a estas considerações:*

- *todas as técnicas experimentais salientaram resultados muito semelhantes;*
- *os desempenhos do modelo parecem depender mais da qualidade da informação e da habilidade em classificar as variáveis do que da fórmula matemática;*
- *a evidente desvantagem da rede neural e algoritmos genéticos é representada pela impossibilidade de saber os exatos fatores de score (sic).”*

É consenso entre os autores citados que qualquer modelo estatístico deve se basear em variáveis consistentes, o que acaba conquistando a confiança do usuário nas soluções apresentadas pelo modelo. Também é importante lembrar que o desenvolvimento de um sistema de escore de crédito requer uma análise matemática extremamente cuidadosa de todas as variáveis envolvidas. Os cuidados devem começar por ocasião da escolha das variáveis que serão utilizadas, que devem satisfazer as seguintes condições:

- validade estatística;
- não transgredir nenhuma lei vigente;

- devem ser, sempre que possível, quantitativas, ou em condições de serem tratadas como tal. Deve-se tomar o máximo cuidado para que o peso de uma determinada variável não seja atribuído de forma subjetiva, sujeitando-se a critérios pessoais do avaliador.

Um outro fator de extrema importância é o *valor de corte*, um valor numérico que se constitui no escore mínimo para a aceitação de uma proposta. Em um sistema de escore, este valor acaba se tornando uma importante ferramenta de decisão, sem impedir, contudo, que se aceitem clientes com escore inferior ao valor de corte, assumindo com esta decisão maior risco em busca de maior recompensa. Para situações como esta, deve-se pensar na definição de um intervalo de valores, conhecido como Zona de Superposição (v. figura 2.3 , p. 16). Outra vantagem apontada para o valor de corte é a possibilidade de garantir uma taxa de aprovação consistente, além de ser um método de fácil aplicação. Porém, para merecer estas características, é necessário que um sistema desta natureza reduza o nível de perda de crédito em 5% a 20%, quando o sistema anterior não é tão conservador. Para substituir um sistema tido como extremamente conservador, pode-se esperar uma redução de 40% na perda de crédito, assim chamada a recusa de clientes potencialmente bons.

2.4 – MÉTODOS UTILIZADOS

Os atuais métodos de cálculo de escore consistem basicamente na análise das variáveis listadas anteriormente e, em seguida, na atribuição de um peso a cada uma das mesmas, que varia conforme a resposta ou valor apresentados. Tais pesos produzem valores que são somados, ou subtraídos, a um valor inicialmente atribuído, e que é o mesmo para qualquer proponente. Os pesos são obtidos a partir de estatísticas, e normalmente expressam uma percentagem. Assim, por exemplo, se 40% dos clientes “bons” trabalham em um determinado setor de atividade, qualquer proponente pertencente aquele setor receberá um peso 0,4. Quando estes pesos, ou coeficientes, são multiplicados pelos valores das respectivas variáveis e somados aos outros valores assim calculados, obtém-se um valor, denominado escore, usado para classificar o proponente em um dos dois grupos (“adimplentes” ou “inadimplentes”) definidos *a priori*. Estes métodos têm sido usados praticamente desde a origem dos sistemas de escore, ocorrida em meados da década de 70, conforme visto em 2.1.1.

Alguns procedimentos adotados por ocasião da elaboração de um sistema de escore são, por assim dizer, rotineiros, seja qual for a técnica usada na elaboração. São eles:

- escolha de um profissional responsável pelo desenvolvimento.

A primeira decisão, e também uma das mais importantes, a ser tomada pela gerência da instituição é a escolha da fonte a ser utilizada para o desenvolvimento do sistema. É preciso ter em mente que os custos são proporcionais ao tamanho do negócio, o que pode levar a instituição a optar por desenvolver o sistema internamente. Tal decisão nem sempre é correta, conforme adverte *Lawrence* [11]:

“... existe uma regra geral para os principais sistemas de scoring (sic):

É extremamente difícil economizar suficiente dinheiro, através do desenvolvimento de um sistema internamente, para compensar o custo de sua fraqueza potencial, ou seja, menor precisão.

O desenvolvimento de um sistema de scoring de crédito, requer uma análise matemática muito cuidadosa de todos dados pertinentes.

As firmas especializadas¹ no desenvolvimento destas técnicas vêm se aprimorando ao longo dos anos, e é bastante improvável que uma equipe interna seja capaz de superar ou se equiparar a tal perícia.”

- definição clara do tipo de investimento.

O sistema de score e o tipo de empréstimo onde o sistema será utilizado não devem ser encarados de formas distintas, sob pena de se desenvolver um sistema totalmente inútil. Cabe ressaltar que um mesmo sistema pode não ser aplicável a diferentes regiões, tipos de empréstimos ou até mesmo a certos grupos demográficos, devendo este último caso ser tratado com o máximo de cuidado, para não correr o risco de infringir alguma lei vigente, no que poderia ser interpretado como uma posição discriminatória ou preconceituosa.

- definição e classificação dos créditos.

Há, também, a necessidade de se definir com a máxima clareza o que são “clientes maus” e “clientes bons”. Estas definições devem ser claras e simples, de modo a facilitar o trabalho de acompanhamento do desempenho das contas. Assim, por exemplo, definir como “mau” cliente aquele que apresentar cinco atrasos inferiores a 30 dias, ou três atrasos superiores a 30 dias, ou ainda 2 atrasos superiores a 60 dias, só dificultará o acompanhamento e até mesmo a definição dos grupos.

No universo abordado neste trabalho, a definição de cliente bom, ou mau, segue o critério abaixo:

- Cliente Bom: qualquer cliente sem código de bloqueio ou com no máximo uma fatura em atraso.

- Cliente Mau: qualquer cliente com algum dos problemas abaixo:

1. Auto fraude.

¹ Esta posição pode ser válida para o país do autor (EUA), onde há um grande número de empresas atuando neste ramo de atividade. No Brasil, assim como nos demais países da América do Sul, não há registros de firmas congêneres, e mesmo na Europa e na Ásia, exceto em Hong Kong, não é grande o número de empresas dedicadas a esta tarefa.

2. Duas faturas em atraso.
3. Necessidade de cobrança externa.
4. Contas em litígio.
5. Inibição por atraso.
6. Contas com crédito em liquidação.
7. Cancelamento pelo banco.
8. Conta enviada a escritório externo.
9. Acordo de cobrança.

- definição dos critérios de amostragem.

É muito importante que os clientes incluídos em um ou outro grupo o sejam por razões bastante claras, conforme comentado acima. Mas é igualmente importante que a inclusão em qualquer dos grupos, especialmente no grupo dos “maus clientes”, seja motivada principalmente por razões de crédito. Este tipo de cuidado, entre outros benefícios, evita, por exemplo, que um “bom cliente” seja classificado de uma hora para outra como “mau” simplesmente por ter atingido outra faixa etária, ou por haver trocado de emprego, reduzindo assim a sua renda. Deve-se também tomar o cuidado de não agrupar na mesma amostra clientes de populações muito distintas, com relação a algum critério. Isto pode gerar uma discrepância nos escores de um mesmo grupo, dificultando a tomada de decisão.

- definição dos casos especiais.

Em algumas situações um “mau cliente” pode não ser incluído no seu respectivo grupo por alguma razão especial, como, por exemplo, por ser um empresário de grande porte. Tais casos devem ser definidos previamente, e não se deve incluir na amostragem os clientes nestas situações.

- superposição de escores bons e maus.

É comum que “maus clientes” possam ter um escore superior ao de “bons clientes”. Neste caso é necessário que se estabeleça uma regra clara de decisão quanto ao escore mínimo de aceitação. Na figura 2.3 é apresentada uma situação semelhante. Se o escore mínimo for fixado em 60, haverá uma perda significativa de bons clientes. Por outro lado, se o mesmo for fixado em 50, corre-se um risco pela inclusão de maus clientes. Questões como esta devem ser resolvidas exclusivamente através de decisões gerenciais, já que

algumas soluções, como a elaboração de sistemas específicos para cada tipo de grupo, como por setor de atividade, por exemplo, podem encarecer demasiadamente o processo.

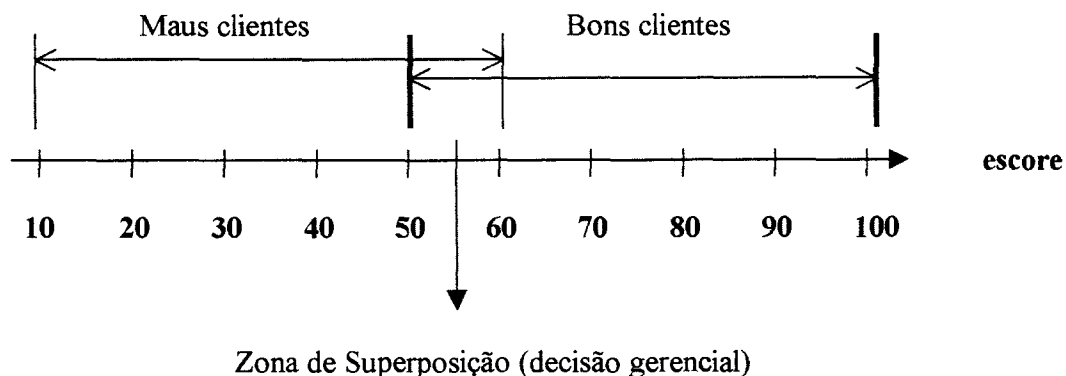


Figura 2.3 – Superposição de Escores

- superação dos obstáculos.

A implantação de um sistema de escore, assim como qualquer outra mudança organizacional, acarreta problemas entre as pessoas atingidas. Tais problemas geralmente se traduzem em temores quase sempre infundados. Os dois principais são de que o julgamento humano está sendo suplantado pela máquina e que os métodos de escore são complicados e de difícil domínio. Em ambos os casos recomenda-se um sério programa de treinamento e o incentivo, sempre que possível, à participação dos funcionários afetados pela mudança. Além disso, deve-se deixar bem claro que qualquer sistema, por mais moderno e confiável que seja, não passa de uma ferramenta de tomada de decisão. Neste ponto deve-se definir claramente quais as exceções que serão admitidas após a obtenção do escore. É possível aprovar uma proposta cujo escore seja inferior ao ponto de corte, desde que o cliente apresente informações complementares satisfatórias, como, por exemplo, que foi promovido a um cargo superior, aumentando desta forma a sua renda. Da mesma forma, é possível rejeitar um cliente com escore acima do ponto de corte, se as informações sobre o seu passado de crédito não forem suficientemente confiáveis. Vale ressaltar que as exceções não representam, de forma alguma, uma contradição ao processo de modernização. Entretanto, se as mesmas começarem a ocorrer em grande número, isto pode significar um baixo grau de utilização do sistema ou ainda, o que é mais grave, que o mesmo está desatualizado.

- estabelecer regras para processos de auditoria.

Periodicamente deve-se proceder uma auditoria do sistema, para verificar, entre outros itens, o grau de atualização do mesmo, possíveis melhorias no algoritmo computacional, acompanhamento do desempenho de clientes aprovados com base no escore obtido pelo sistema e atualização dos documentos de desenvolvimento, testes e implementação do mesmo.

- garantir a precisão do escore.

É de vital importância para o bom desempenho do sistema que se possa identificar e prevenir possíveis erros na obtenção do escore. Alguns destes erros podem provocar a aceitação, ou rejeição, de um cliente com base em cálculos errados. Considerando que qualquer sistema é sempre operado computacionalmente, é aconselhável dirigir o foco das atenções para erros de digitação. Uma boa alternativa pode ser a dupla digitação da entrada de dados, que devem ser preferencialmente numéricos, ou assim codificados.

- elaborar cartas de rejeição.

Em alguns países há leis que exigem a comunicação ao cliente da rejeição da sua proposta, informando também o motivo. Uma forma de solucionar esta questão, e que vem sendo usada por diversas instituições de crédito, é colocar-se à disposição do cliente para fornecer a informação, se o mesmo demonstrar interesse.

Cabe ressaltar que a rejeição baseada, pura e simplesmente, no baixo valor de escore não encontra nenhum amparo legal, podendo acarretar problemas para a instituição, já que o cliente não infringiu nenhuma legislação e também não apresentou, até aquela data, nenhum motivo que justificasse a decisão por parte da gerência.

- tomar conhecimento das limitações do sistema.

Apesar de todas as vantagens que um sistema de escore de crédito possa apresentar sobre outros métodos, deve-se evitar cair na tentação de imaginar que o mesmo seja a solução para todos problemas relativos à análise de risco. Não se deve esquecer que a previsão do comportamento futuro de um cliente é baseada no comportamento anterior de outros clientes, o que exige uma grande e, acima de tudo, confiável base de dados. Também é necessário ter sempre em mente que a finalidade básica do sistema é a previsão da inadimplência. Não é finalidade do sistema prever o custo desta inadimplência, ou mesmo o lucro gerado por um “bom cliente”. Além disso, é constante a necessidade de atualização, a fim de evitar a deterioração do sistema, provocada pelas mudanças no perfil sócio - econômico dos clientes.

2.4.1 – Taxa Aparente de Erro pelo Método em Uso na Instituição Financeira

Para efeito de comparação, foram tomadas duas amostras aleatórias, extraídas do banco de dados de uma administradora de cartões de crédito. A primeira amostra com 101 clientes inadimplentes (“maus”) e a segunda com 606 clientes adimplentes (“bons”). O critério para definir o grupo ao qual pertence o cliente é a pontualidade nos pagamentos.

Assim, se houver um atraso superior a 60 dias no pagamento de uma fatura, o cliente é classificado como inadimplente, deixando de pertencer ao grupo tão logo efetue o pagamento.

Cada observação foi submetida ao método atualmente em uso. Este método consiste em atribuir um valor inicial para cada proposta. Em seguida são analisadas as respostas para cada questão do formulário de adesão. Conforme o valor apresentado para cada questão, o valor inicial é aumentado ou diminuído. As taxas de acerto, e erro, são dadas na tabela 2.1.

Tabela 2.1 – CLASSIFICAÇÕES CORRETAS EFETUADAS PELO MÉTODO ATUALMENTE EM USO NA INSTITUIÇÃO FORNECEDORA DOS DADOS.

| | CLASSIFICADO COMO PERTENCENTE AO GRUPO: | | TOTAL |
|-----------------|--|------------------------|--------------|
| | Grupo 0: "maus" | Grupo 1: "bons" | |
| Grupo 0: "maus" | 81 | 20 | 101 |
| Grupo 1: "bons" | 55 | 550 | 606 |
| Total | 136 | 570 | 707 |

Tabela 2.2 – TAXAS DE ERROS E ACERTOS DO MÉTODO ATUALMENTE EM USO NA INSTITUIÇÃO FORNECEDORA DOS DADOS.

| | CLASSIFICADO COMO PERTENCENTE AO GRUPO: | |
|-----------------|--|------------------------|
| | Grupo 0: "maus" | Grupo 1: "bons" |
| Grupo 0: "maus" | 80,20% | 19,80% |
| Grupo 1: "bons" | 9,08% | 90,92% |

Os resultados apresentados estão aquém da eficiência desejada, acima de 90%, principalmente para a classificação dos elementos pertencentes ao grupo 0.

2.5 – OUTROS MÉTODOS ATUALMENTE EM USO

2.5.1 – Sistemas Subjetivos

De acordo com Caouette [2], ” *As regras utilizadas para fazer julgamentos de crédito são comumente criadas internamente, sendo uma função da cultura de crédito de uma instituição*”. A tabela 2.3, a seguir, mostra os critérios empregados por uma aplicadora japonesa, que usa um sistema “subjetivo”.

Tabela 2.3 – CRITÉRIOS DE SELEÇÃO DE CRÉDITO ADOTADOS POR UMA APLICADORA JAPONESA

| CRITÉRIOS DE SELEÇÃO |
|---|
| Índice máximo entre dívida e salário de 60% |
| É preciso ter 25 anos ou mais. |
| Deve trabalhar há dois anos no mesmo lugar. |
| Tipo de setor em que trabalha (Não aceitam pessoas do <i>show-business</i> e taxistas) ² |

Um outro exemplo de sistema subjetivo apresentado pelos autores é mostrado na tabela 2.4, a seguir. Este sistema é usado pela Arcadia, uma operadora de financiamento automotivo.

Tabela 2.4 – CRITÉRIOS SUBJETIVOS DE APROVAÇÃO DE CRÉDITO

| CRITÉRIOS |
|---|
| No mínimo um ano na mesma residência; número de telefone exigido; comprovante de residência exigido. Três anos de residência averiguável em casos limítrofes. |
| Deve trabalhar no mínimo há um ano no mesmo lugar. Três anos de histórico de trabalho averiguável em casos limítrofes. |
| Abre-se mão da exigência de permanência no emprego para solicitantes recentemente formados em nível universitário. |
| Renda mínima de US\$ 1500,00 por mês com comprovante de renda. Autônomos devem fornecer cópia do <i>formulário 1040</i> , da declaração para fins de pagamento de impostos. |
| Índice de dívida de 50% baseada em pagamento de automóveis, hipoteca, seguro, empréstimos atuais e outros fixados. Boa ficha em <i>credit bureau</i> . |

² Os autores não fornecem o nome da empresa ou a justificativa para esta restrição. Uma possível explicação pode estar na página 8.

2.5.2 – Modelos Quantitativos de Seleção de Crédito

De acordo com os mesmos autores [2], “*Modelos de risco de crédito estão em duas categorias – modelos de aprovação de crédito e modelos de escoragem comportamental. Os dois são usados na tomada de uma decisão sobre a extensão do crédito.*” A tabela 2.5 mostra “*tais variantes (sic)*”.

Tabela 2.5 – VARIÁVEIS ABORDADAS E O RESPECTIVO IMPACTO SOBRE O ESCORE.

| VARIÁVEL | IMPACTO |
|---|-------------|
| Casa Própria ou Alugada | Própria = + |
| Número de anos no endereço atual | Alto = + |
| Renda por dependente | Alta = + |
| Estado civil | Casado = + |
| Ocupação | Varia |
| Consultas a <i>credit bureau</i> (a) | Menos = + |
| Outros cartões de crédito | Sim = + |
| Cartões de crédito de redes de postos de gasolina possuídos | Sim = + |
| Número de acontecimentos adversos no histórico de crédito | Menos = + |
| Número de registros negativos graves | Menos = + |
| Número de consultas nos últimos seis meses | Menos = + |
| Número de telefones (sim ou não) | Sim = + |
| Número de anos no trabalho atual (b) | Alto = + |

(a) *Relatórios dos bureaus de crédito têm mostrado ter valor preditivo considerável. Ver Chandler e Parker (1989), p. 47 – 54.*

(b) *Isto está se tornando de menor importância, porque os credores acreditam que a estabilidade de renda seja mais importante do que a estabilidade de emprego.*

É conveniente lembrar que estas informações são consideradas por empresas dos EUA. No Brasil o Código de Defesa do Consumidor não permite o levantamento de certas informações. Como exemplo pode-se citar o “número de consultas nos últimos seis meses”. Este procedimento traz embutido o raciocínio segundo o qual “um número elevado de

consultas pode indicar um alto grau de endividamento”. O problema reside no fato de que os serviços de informação não registram se a operação de crédito foi efetivada. Desta forma, a informação disponível resume-se apenas ao referido número, e não ao total de compras efetuadas a crédito.

Há um relativo consenso entre os autores citados a respeito da eficiência dos modelos de escore comportamental, quando usados para aumentar a lucratividade das contas. Além disso, tais modelos são, ou devem ser, objetivos e consistentes, características mínimas desejáveis por qualquer instituição, notadamente por aquelas que não possuem grande tradição no ramo de crédito. Existem entretanto, por parte de alguns autores, algumas reservas a respeito da utilização desta ferramenta. *Caouette et alii* [2], alegam que “*Na maior parte dos casos, eles simplesmente automatizam as práticas de crédito prevalecentes dos bancos. Em outras palavras, eles pouco ajudam a eliminar as distorções históricas de seleção de uma instituição. Além disso, se as variáveis não satisfazem presunções subjacentes, como a distribuição normal multivariada, a validade estatística dos modelos pode ser questionável*”. Ainda segundo os autores, “*É muito comum os testes estatísticos usados para ajustar estes modelos serem fracos e confundirem o usuário, superestimando sua eficácia*”.

Ao fazer este tipo de comentário, os autores parecem estar “culpando a janela pela feiúra da paisagem”. A própria origem da palavra “estatística” (do latim, “*status*”), já deveria deixar bem claro que a finalidade de um método estatístico é primordialmente apresentar um retrato da situação estudada. Não é razoável esperar que um método desta natureza corrija falhas apresentadas por técnicas de abordagem, técnicas estas desenvolvidas inclusive em função das práticas adotadas. Além disto, dada a característica das variáveis envolvidas, é relativamente fácil perceber que qualquer distorção deve ser corrigida por uma decisão administrativa, cabendo ao método escolhido apresentar, entre outros resultados, uma medida da eficácia da abordagem adotada. Esta medida é fornecida pelos dois métodos utilizados neste trabalho, e o simples fato de mostrar, por exemplo, o baixo poder discriminante das variáveis consideradas já deveria ser saudado como um avanço em relação ao cenário atual. Também é um tanto temerário classificar um método estatístico como “fraco”, uma vez que qualquer dos métodos conhecidos possui sólida base matemática, conforme deve ser do conhecimento de qualquer pessoa que já tenha tido um contato mais próximo com as ferramentas estatísticas.

2.6 - TÉCNICAS ESTATÍSTICAS MULTIVARIADAS DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES E DE CLASSIFICAÇÃO

2.6.1 – Introdução

As técnicas estatísticas, com destaque para a *Análise Discriminante Linear* e *Regressão Logística*, fazem parte do quadro de métodos quantitativos, tidos como dos mais eficientes para a tomada de decisões. De acordo com *Pereira da Silva* [17], “O uso da estatística, da teoria das probabilidades, é um valioso instrumento para a tomada de decisão”. Também, segundo o mesmo autor, “Outros recursos, como o Teorema de Bayes, *Análise Fatorial* e *Pesquisa Operacional*, por exemplo, têm sua aplicabilidade nas áreas de crédito”.

2.6.2 – Trabalhos desenvolvidos na área

Embora não sejam conhecidos muitos trabalhos na área de crédito pessoal que utilizem técnicas estatísticas, é possível notar a sua utilização em trabalhos que consideram índices financeiros como indicadores para avaliar o comportamento de empresas. Merecem destaque os estudos de *Altman*, de *Züge*, entre outros, que constam no quadro 2.2.

Quadro 2.2 – ESTUDOS SOBRE DESEMPENHO EMPRESARIAL USANDO TÉCNICAS ESTATÍSTICAS MULTIVARIADAS.

| AUTOR | ARTIGO | CAMPO DE ESTUDOS | TÉCNICA |
|---|---|---|--|
| Altman, Edward Baidya, Tara K.N. Dias, Luiz M. R. | “Previsão de problemas financeiros em empresas” Revista de Adm. de Emp. Jan./Mar. – 1979 | Previsão de falência ou insolvência de empresas brasileiras. | Análise discriminante. |
| Züge, Marlene & Chaves Neto, Anselmo | “Análise do desempenho empresarial por meio de métodos estatísticos multivariados”. Revista Paranaense de Desenvolvimento, Economia e Sociedade – Ed. IPARDES (out.-dez./1999) | Estudo do desempenho de empresas através de seus indicadores econômico-financeiros. | Análise discriminante. |
| Steiner, Maria T. A., et alii | “Sistemas Especialistas Probabilísticos e Redes Neurais na análise do crédito bancário”. Revista de Adm. de Emp. Jul./Set. – 1999 | Análise de risco na concessão de créditos bancários | Sistemas especialistas probabilísticos e redes neurais |

2.6.2.1 – Previsão de Problemas Financeiros em Empresas

O propósito do trabalho de *Altman et alii* [1] é “*Examinar a experiência recente³ das falências no Brasil e desenvolver, testar e analisar um modelo quantitativo para classificar e prever problemas financeiros nas empresas*”.

Foram formados dois grupos, um de empresas com risco de problemas, denominado PS, e outro de empresas sem problema aparente, denominado NP. O primeiro grupo foi definido de acordo com critérios que incluíam:

- pedidos formais de falência;
- pedidos formais de concordata;
- soluções extrajudiciais; e
- encerramento das atividades da empresa, sem que se recorresse a meios legais.

Este primeiro grupo era formado por 23 empresas, do comércio varejista, da indústria têxtil e metalurgia, entre outros.

O segundo grupo era formado por 35 empresas, escolhidas entre 200, abrangendo 30 setores de atividade.

O modelo da função discriminante ajustado aos dados é dado pela equação

$$Z = -1,44 + 4,03X_2 + 2,25X_3 + 0,14X_4 + 0,42X_5 \quad (2.6.1.1)$$

apresentou um erro total de 12%. As variáveis foram definidas como:

$$X_1 = (\text{ativo corrente} - \text{passivo corrente}) / (\text{ativo total})$$

$$X_2 = (\text{não exigível} - \text{capital aportado por acionistas}) / (\text{ativo total})$$

$$X_3 = (\text{lucros antes de juros e impostos}) / (\text{ativo total})$$

$$X_4 = (\text{valor de mercado de equity}) / (\text{exigível total})$$

$$X_5 = (\text{vendas}) / (\text{ativo total})$$

As conclusões do trabalho são apresentadas na tabela 2.6.

³ Período anterior a 1979.

Tabela 2.6 –EFICIÊNCIA DO MODELO OBTIDO POR *ALTMAN ET ALII*.⁴

| CLASSIFICAÇÃO A PRIORI | | CLASSIFICAÇÃO DO MODELO | | | | Erro |
|------------------------|------------------|-------------------------|----|----------|----|------|
| Grupo | Número de firmas | Grupo OS | | Grupo NP | | |
| | | Firmas | % | Firmas | % | |
| PS = problema sério | 23 | 20 | 87 | 3 | 13 | 13,0 |
| NP = sem problema | 35 | 4 | 11 | 31 | 89 | 11,4 |
| Total | 58 | | | | | 12 |

⁴ Segundo os autores é a mesma precisão apontada pela Análise de Lachenbruch, usada como teste de validação.

2.6.2.2 – Análise do Desempenho Empresarial por Meio de Métodos Estatísticos Multivariados

O trabalho de Züge, M. e Chaves Neto, A. [20] pretende trazer “*algumas conclusões importantes quanto à análise do desempenho das empresas através de seus indicadores econômico-financeiros, associados aos métodos estatísticos multivariados. O primeiro resultado importante deriva do modelo estimado, que foi desenvolvido usando-se nove indicadores resultantes da análise contábil financeira de 60 balanços. (...) O segundo resultado importante é quanto ao desempenho aceitável do modelo, avaliado segundo o Método de Lachenbruch, que mostrou uma probabilidade de classificação correta de 93,3%.*”.

Neste trabalho a Função Discriminante Linear de Fisher foi aplicada aos dados referentes ao desempenho de 60 empresas, todas do Estado do Paraná, tomadoras de recursos junto ao BRDE (Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul). Os dados foram obtidos a partir do exame das relações entre os demonstrativos contábeis de cada uma das empresas, isto é, entre a Demonstração de Resultado do Exercício e o Balanço Patrimonial. Construiu-se uma Regra de Reconhecimento de Padrões e de Classificação das empresas por meio da Função Discriminante Linear de Fischer, para classificar a empresa em um de dois grupos: O primeiro de empresas com desempenho satisfatório e o segundo de empresas com desempenho insatisfatório.

Foram consideradas nove variáveis, que são:

- Margem de garantia (Índice 1)
- Grau de endividamento (Índice 2)
- Grau de imobilização (Índice 3)
- Liquidez seca (Índice 4)
- Liquidez Corrente (Índice 5)
- Liquidez geral (Índice 6)
- Retorno sobre vendas (Índice 7)
- Retorno sobre patrimônio líquido (Índice 8)
- Peso atribuído pelo modelo de Kanitz [10] (Índice 9)

A aplicação da metodologia resultou na Função Discriminante Linear de Fisher Amostral dada pela expressão a seguir:

$$Y = 0,073I_1 + 0,189I_2 + 0,006I_3 + 0,391I_4 + 0,107I_5 + 0,317I_6 - 0,074I_7 + 0,008I_8 - 0,203I_9 - 1,400$$

(2.6.1.2)

A taxa de acertos é dada na tabela 2.7.

A probabilidade de classificação correta é igual 93,30%. “*A diferença marcante observada entre as chances de classificação errada para os dois tipos de empresas decorre do tamanho razoável da amostra de empresas sadias (48) e tamanho reduzido da amostra de empresas de risco*” (sic).

Tabela 2.7 – EFICIÊNCIA DO MODELO OBTIDO POR *ZÜGE E CHAVES NETO*

| GRUPO ATUAL | GRUPO PREVISTO | |
|-------------|----------------|--------|
| | 1 | 2 |
| 1 | 97,92% | 2,08% |
| 2 | 25,00% | 75,00% |

A eficiência da metodologia foi avaliada pela abordagem de Lachenbruch, cujos resultados são dados pela tabela 2.7. É importante ressaltar que os dados, pela sua origem, são de excelente qualidade, o que significa que nenhum viés no risco pode ter como causa a qualidade dos mesmos. O trabalho aponta, ainda, para a possibilidade de melhorar o modelo, mediante a inclusão de novas empresas com desempenho insatisfatório, melhorando desta forma o poder de discriminação.

São destacados dois resultados, mostrando alguns avanços quanto à análise do desempenho das empresas, através de indicadores econômico - financeiros associados aos métodos estatísticos multivariados. O primeiro resultado refere-se ao modelo desenvolvido, usando nove indicadores resultantes da análise contábil financeira de 60 balanços e métodos acima mencionados. O segundo resultado diz respeito ao desempenho do modelo, que se revelou satisfatório, avaliado segundo o Método de Lachenbruch, mostrando uma probabilidade de classificação correta igual a 93,3%. Com isso chegou-se a fórmula para auxiliar o processo de tomada de decisões.

Outro ponto merecedor de destaque é a possibilidade de usar o modelo desenvolvido na obtenção de um diagnóstico preliminar da situação atual da empresa, não esgotando a análise do desempenho empresarial. O modelo obtido também melhora o processamento e o controle das informações decisivas para a tomada de decisões de crédito, que tornam-se mais embasadas e confiáveis, principalmente quando são considerados fatores como conjuntura econômica, qualidade da gestão administrativa e características organizacionais, entre outros fatores.

2.6.2.3 – Sistemas Especialistas Probabilísticos e Redes Neurais na Análise do Crédito Bancário

O artigo de *Steiner, Maria T. A. et alii* [18] utilizou registros históricos de 2855 clientes de um banco alemão, abordando, comparativamente, as técnicas de Sistemas Especialistas Probabilísticos (SEP) e Redes Neurais (RN), ambas da área da Inteligência Artificial, usando o *SPIRIT (Symmetrical Probabilistic Intentional Reasoning Inference Networks Transition)* e o *MatLab Neural Networks Toolbox*. Estas técnicas possibilitam o reconhecimento de padrões e a sua aplicação a diagnósticos posteriores. Uma vez que o cliente seja reconhecido, a probabilidade de retorno do mesmo ao crédito seja determinada, estuda-se, com base nas taxas de juros adotadas, no valor do crédito pleiteado, no prazo de pagamento e nas taxas bancárias, a relação risco/retorno para o banco, apontado aqueles casos nos quais o crédito deve ser concedido.

Os registros acima mencionados referem-se à concessão de empréstimos entre 20000 DM e 50000 DM. Os critérios de avaliação são baseados em dados históricos, que correspondem a sete informações relativas ao comportamento bancário, com respostas **sim (1)** ou **não (0)**, e também à informação fornecida pelo banco sobre o cumprimento, ou não, do crédito pelos clientes. Estas oito informações ajudam a compor as variáveis do problema, apresentadas a seguir.

A – AREND - Existem rendimentos compatíveis ? (Sim/Não)

Considera-se que existem rendimentos compatíveis quando

$$0,95Y - \max\{F, C\} - R \geq 0 \quad (2.6.1.3)$$

onde:

Y = rendimento mensal líquido.

C = gastos mensais fixos (aluguel, manutenção, etc.).

F = limite de liberação de garantia.

R = prestações mensais referentes ao crédito.

B – BPATR – Existe patrimônio ? (Sim/Não)

C – CEMPR – Estabilidade empregatícia superior a três anos ? (Sim/Não)

D – DCLIEN – O solicitante é cliente ? (Sim/Não)

Este critério é preenchido quando o cliente apresenta conta corrente sem problemas há seis meses.

E – EINSOL – Inexistência de crédito insolvente pendente ? (Sim/Não)

F – FSPC – Inexistência de problemas no SPC ? (Sim/Não)

G – GFIAD – Existência de fiador ? (Sim/Não)

K – KPAGOU – Crédito honrado ? (Sim/Não)

2.6.2.3.1 – Sistemas Especialistas Probabilísticos (SEP)

São programas com a capacidade de adquirir e processar conhecimentos a partir de informações obtidas de um especialista em determinada área. De acordo com *Meyer & Rödder (1996) (obra citada pelos autores)*, a base de conhecimento acima mencionada consiste em um conjunto finito de variáveis, V , e uma distribuição de probabilidade P sobre o campo de todos os eventos em V . Tais eventos são identificados com sentenças proposicionais $V(i) = v(i)$, construídas por negação, conjunção e disjunção.

2.6.2.3.2 – Aplicação dos SEP ao Problema do Crédito Bancário.

Considerando as oito variáveis definidas anteriormente, para cada um dos 2855 clientes observados na amostra, foi proposta uma estrutura preliminar do espaço de observações. Para que o programa reconhecesse os padrões de inter-relações em {AREND, BPATR, CEMP, KPAGOU}, {DCLIEN, EINSOL, FSPC, KPAGOU} e {GFIAD, KPAGOU} foram criadas 18 regras e um fato.

As respostas da amostra foram agrupadas em 48 casos, cada um referente a uma combinação dos possíveis valores para cada uma das oito variáveis.

2.6.2.3.3 – Redes Neurais (RN)

Uma rede neural (RN) consiste em determinado número de unidades de processamento interconectadas. Numa rede do tipo *feedforward* existem três tipos de unidades de processamento: de entrada, de saída e escondidas, ou intermediárias. As primeiras recebem sinais do meio ambiente. As unidades de saída enviam sinais para o meio ambiente e as últimas não interagem com o meio ambiente, fato que dá origem à denominação, embora auxiliem no ajuste dos pesos da rede, de acordo com *Kröse & Van Der Smagt (1993)* e *Tam & Kiang (1992) (obras citadas pelos autores.)*. No problema abordado a topologia da rede utilizada é classificada como dicotômica, onde apenas uma unidade de saída é necessária.

2.6.2.3.4 – Aplicação de Redes Neurais ao Problema do Crédito Bancário:

Para a aplicação da técnica de redes neurais ao problema abordado, foi utilizado o pacote computacional *MatLab – Neural Network Toolbox (Demuth & Beale) (1994) (obra citada pelos autores)*, com $m = 2726$ e $k = 129$, representando respostas *sim* e *não*, respectivamente. O número de características, n , é igual a oito, correspondendo ao número de variáveis utilizadas.

De acordo com o procedimento acima descrito, foi escolhida para o problema abordado uma rede composta por oito neurônios na camada escondida, a qual apresentou a menor percentagem de erros na classificação dos padrões. Para esta técnica foram efetuadas 10000 iterações utilizando o *MatLab*, havendo uma estabilização do erro a partir da quingentésima iteração.

Uma vez encerrada a aprendizagem, pôde-se obter os resultados dos diagnósticos para todas as 2855 observações, enquadradas nos 48 casos já mencionados.

2.6.2.3.5 – Taxas de Acertos

Para o Diagnóstico SEP as taxas de acerto variam de 69,11% a 98,51%. No caso das Redes Neurais, a menor taxa foi igual a 69,79% e a maior igual a 99,06%. Os resultados foram obtidos através dos programas computacionais *SPIRIT*, para os sistemas Especialistas Probabilísticos, e *MATLAB*, para as Redes Neurais. Para as demais classificações as probabilidades são, na maioria das vezes, bastante próximas.

Deve-se salientar que os dois trabalhos citados anteriormente, 2.6.2.1 e 2.6.2.2, avaliaram o desempenho das regras de reconhecimento de padrões e classificação de observações pelo Método de Lachenbruch [12] e [13], conhecido pela sua eficiência. O trabalho aqui comentado [18] apresenta a *Taxa de Erro Aparente*, que pode apresentar, algumas vezes, o inconveniente de encobrir a verdadeira eficiência da regra obtida, conforme será visto mais adiante.

2.7 – ANÁLISE DISCRIMINANTE

É uma técnica estatística multivariada usada na resolução de problemas que envolvem a **separação** de conjuntos distintos de objetos, ou observações, e a **alocação** de novos objetos, ou observações em um grupo específico. Integra o conjunto de técnicas usadas no Reconhecimento de Padrões, juntamente com técnicas de programação matemática e, mais recentemente, redes neurais. O reconhecimento de padrões está presente em áreas como:

- classificação de empresas;
- processamento de sinais;
- análise de sinais eletrocardiográficos;
- reconhecimento de impressões digitais;
- elaboração de perfis de consumidores; e
- diagnóstico médico preliminar;

entre outras.

No reconhecimento de padrões, há três questões envolvidas:

- os problemas de reconhecimento e classificação são passíveis de resolução mediante a aplicação destas técnicas ?
- modelos aplicados a determinados problemas podem ser modificados, com o objetivo de determinar parâmetros para o mesmo ?
- os procedimentos de solução de um problema permitem a elaboração e implementação de algoritmos computacionais ?

Embora não seja tão difundida quanto outras técnicas, como a Análise de Regressão, por exemplo, a Análise Discriminante tem sido utilizada com crescente frequência nas áreas de finanças e economia, conforme *Caouette et alli*. [2] e *Silva* [17]. Vale lembrar que muitas das aplicações consistem na construção de modelos destinados à previsão de insolvências.

Um dos objetivos da Análise Discriminante é determinar a que grupo, dentre dois ou mais definidos *a priori*, pertence um novo elemento, com base em características observadas para o mesmo. Cada característica constitui uma variável independente, contribuindo para a classificação. A Análise Discriminante combina estas variáveis em uma ou mais funções, de modo a determinar, para cada elemento, escores de classificação. Estas funções são construídas de modo que os escores dos elemento de cada grupo se concentrem em torno do escore médio do grupo, fazendo com que a superposição de escores de elementos de diferentes grupos seja minimizada. Neste trabalho, os grupos definidos *a priori* são dois: um de “bons” clientes e outro de “maus” clientes, assim chamados os clientes com pagamento em dia de faturas e clientes em atraso, respectivamente.

Conforme comentário anterior, p. 4, a eficiência de uma técnica é proporcional à qualidade das informações disponíveis. Isto dá a fase de coleta de dados uma importância

fundamental. Seja qual for o método escolhido, variáveis selecionadas de forma inadequada acabam por comprometer a eficiência almejada.

Como objetivos primordiais da utilização para discriminação e classificação, podem ser considerados:

- Dar uma descrição algébrica, ou gráfica, de características diferenciais das observações, com valores numéricos tais que permitam a máxima separação das populações estudadas.
- Encontrar uma regra que permita a alocação ótima de uma nova observação em um entre dois ou mais grupos, de acordo com os critérios estabelecidos pela função encontrada.

Uma regra que permita a separação também possibilita a classificação, o que acaba por gerar uma sobreposição dos objetivos anteriores.

O problema básico no reconhecimento de padrões pode ser apresentado da seguinte forma: “Dado um vetor de medidas, \underline{m}_i , obter um método de inversão do mapeamento nas relações g e m , de modo a identificar a classe geradora das medidas”. Este raciocínio é ilustrado a seguir.

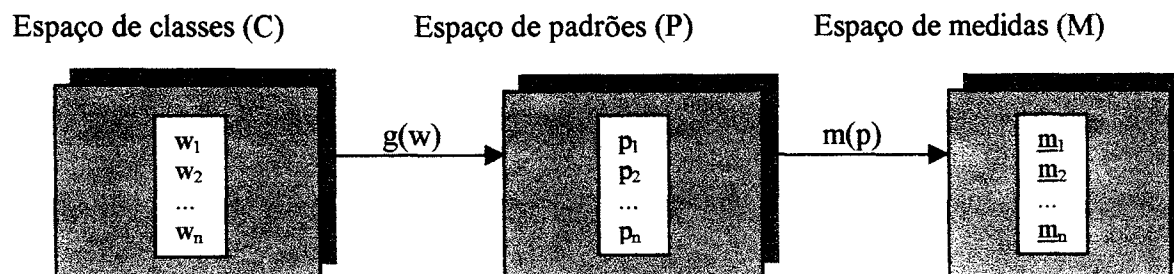


Figura 2.4 – Mapeamento das Relações g e m

Sejam, por exemplo, dois grupos de observações, classificados de acordo com um critério (portadores e não portadores de uma enfermidade, clientes adimplentes e inadimplentes, etc.). Sejam X_1 e X_2 as variáveis observadas para cada indivíduo de cada grupo. No diagrama a seguir (figura 2.5) estão representadas as observações efetuadas (Tais variáveis não estão relacionadas a nenhum estudo, tendo como única finalidade servir de exemplo ilustrativo).

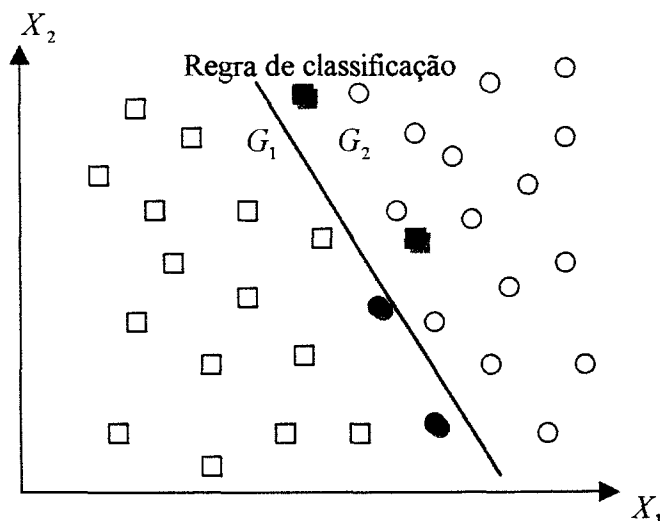


Figura 2.5 – Espaço Discriminante

□ = Grupo 1 ○ = Grupo 2

Pode-se observar que os valores das duas variáveis tendem a ser maiores para os elementos do segundo grupo e, também, que há uma “mistura” de elementos. Esta “mistura” mostra a ocorrência de erros nas classificações. Desta forma, o objetivo é a obtenção de uma regra que minimize a probabilidade de ocorrência de tais erros. Também deve-se considerar que esta probabilidade possa ser maior em um dos grupos. A principal característica de uma regra ótima de classificação deve ser levar em conta a probabilidade de ocorrência *a priori*, sem esquecer o “custo” de uma classificação errada, já que a classificação de uma observação em um dos grupos, quando na realidade ele pertence a outro, pode ser mais grave que o erro inverso. Por exemplo, na análise de risco na concessão de crédito pessoal, a inclusão errônea de um cliente “bom” no grupo dos clientes “maus” pode significar a rejeição de um cliente que representa grande potencial de lucro para o agente financeiro.

O objetivo fundamental da Análise Discriminante e de Classificação é a alocação de todos os elementos da amostra em grupos bem definidos, evitando de todas as formas a superposição. Os dados de cada elemento, de cada um dos grupos, são coletados e, em seguida procura-se derivar uma função, que nada mais é que uma combinação linear, para melhor discriminar os grupos entre si. O resultado almejado é a obtenção de um conjunto único de coeficientes para cada uma das variáveis independentes e que classifique, com a máxima precisão, cada elemento observado em dos grupos previamente definidos.

A função discriminante linear tem a forma:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i \quad (2.01)$$

onde:

Z = escore discriminante (variável dependente).

β_0 = intercepto.

$\beta_1, \dots, \beta_{p-1}$ = pesos discriminantes.

X_1, \dots, X_{p-1} = variáveis discriminantes.

O objetivo do cálculo dos pesos é a maximização da distância entre os grupos, relativamente à variância dos grupos, considerada comum a ambos. A substituição na função discriminante linear dos valores observados para cada elemento retorna um valor para Z , que funciona como índice de classificação. Quanto maior for o número de observações em relação ao número de variáveis envolvidas, maior será a consistência estatística. É relevante que os indivíduos observados sejam representativos da população do grupo respectivo e que os dois grupos sejam tão semelhantes quanto possível em todas as características, exceto naquela característica que se quer discriminar.

Sejam Π_1 e Π_2 duas populações formadas de acordo com um critério, sendo uma população de observações nas quais se nota a ocorrência deste critério e a outra população composta de observações nas quais não se observa a ocorrência do mesmo. Seja \underline{X} um vetor aleatório⁵ de dimensão p e sejam $f_1(\underline{X})$ e $f_2(\underline{X})$ as funções densidades de probabilidades associadas ao vetor \underline{X} . Um elemento com as medidas de \underline{X} deve ser reconhecido como pertencente a Π_1 ou a Π_2 . Sejam R_1 , o conjunto de valores para os quais o elemento é classificado como pertencente a Π_1 , e R_2 , o conjunto de valores para os quais o elemento é classificado como pertencente a Π_2 , onde $R_1 \cap R_2 = \emptyset$. Seja também o espaço amostral $\Omega = R_1 \cup R_2$, conjunto de todas as possíveis observações \underline{X} .

Na classificação para duas populações são consideradas as probabilidades $P(2 | 1)$ e $P(1 | 2)$, onde a primeira representa a probabilidade de reconhecer uma observação como pertencente a Π_2 , quando na realidade pertence a Π_1 , e a segunda representa a probabilidade de reconhecer como pertencente a Π_1 uma observação que na realidade pertence a Π_2 . Estas probabilidades são dadas, respectivamente, por:

$$P(2 | 1) = P(\underline{X} \in \Pi_2 | \Pi_1) = \int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.02)$$

$$P(1 | 2) = P(\underline{X} \in \Pi_1 | \Pi_2) = \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.03)$$

Sejam p_1 , probabilidade *a priori* de Π_1 , e p_2 , probabilidade *a priori* de Π_2 , tais que $p_1 + p_2 = 1$. As probabilidades de reconhecimento, correto ou não, são dadas por:

$$P(\underline{X} \in \Pi_1 | \Pi_1) = P(\underline{X} \in R_1 | \Pi_1)P(\Pi_1) = P(1 | 1)p_1 \quad (2.04)$$

$$P(\underline{X} \in \Pi_1 | \Pi_2) = P(\underline{X} \in R_1 | \Pi_2)P(\Pi_2) = P(1 | 2)p_2 \quad (2.05)$$

⁵ Ver Apêndice I, página 80.

$$P(\underline{X} \in \Pi_2 | \Pi_2) = P(\underline{X} \in R_2 | \Pi_2)P(\Pi_2) = P(2|2)p_2 \quad (2.06)$$

$$P(\underline{X} \in \Pi_2 | \Pi_1) = P(\underline{X} \in R_2 | \Pi_1)P(\Pi_1) = P(2|1)p_1 \quad (2.07)$$

2.7.1 – Custo de Reconhecimento Errado (ECM)

É comum que regras de reconhecimento sejam avaliadas em termos de probabilidades de reconhecimento errado, conforme o quadro a seguir:

Quadro 2.3 – MATRIZ DO CUSTO DE RECONHECIMENTO ERRADO.

| POPULAÇÃO VERDADEIRA | RECONHECIDA COMO SENDO DE | |
|----------------------|---------------------------|----------|
| | Π_1 | Π_2 |
| Π_1 | 0 | $c(2 1)$ |
| Π_2 | $c(1 2)$ | 0 |

O custo esperado de reconhecimento errado (ECM) é dado por

$$ECM = c(2|1)p(2|1)p_1 + c(1|2)p(1|2)p_2 \quad (2.08)$$

O objetivo é obter um ECM mínimo. As regiões que minimizam ECM são definidas pelos valores de \underline{X} tais que são válidas as desigualdades:

$$\begin{aligned} \text{Para } R_1 : \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} &\geq \frac{c(1|2)p_2}{c(2|1)p_1} \Rightarrow R_D \geq R_C \cdot R_P \\ \text{Para } R_2 : \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} &< \frac{c(1|2)p_2}{c(2|1)p_1} \Rightarrow R_D < R_C \cdot R_P \end{aligned} \quad (2.09)$$

onde: R_D = razão das densidades.
 R_C = razão dos custos.
 R_P = razão das probabilidades *a priori*.

Prova:

Substituindo (2.02) e (2.03) em (2.08) tem-se que

$$ECM = c(2|1)p_1 \int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} + c(1|2)p_2 \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.10)$$

Como $R_1 \cup R_2 = \Omega$,

$$\int_{R_1} f_1(\underline{X}) d\underline{X} + \int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} = \int_{\Omega} f_1(\underline{X}) d\underline{X} = 1 \quad (2.11)$$

Então

$$\int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} = 1 - \int_{R_1} f_1(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.12)$$

Substituindo (2.12) em (2.10), obtém-se

$$ECM = c(2|1)p_1 \left[1 - \int_{R_1} f_1(\underline{X}) d\underline{X} \right] + c(1|2)p_2 \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.13)$$

$$ECM = c(2|1)p_1 - c(2|1)p_1 \int_{R_1} f_1(\underline{X}) d\underline{X} + c(1|2)p_2 \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.14)$$

$$ECM = c(2|1)p_1 - \int_{R_1} c(2|1)p_1 f_1(\underline{X}) d\underline{X} + \int_{R_1} c(1|2)p_2 f_2(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.15)$$

$$ECM = c(2|1)p_1 + \int_{R_1} [c(1|2)p_2 f_2(\underline{X}) - c(2|1)p_1 f_1(\underline{X})] d\underline{X} \quad (2.16)$$

Sabe-se que $p_1, p_2, c(1|2)$ e $c(2|1)$ são não negativos, o mesmo acontecendo com $f_1(\underline{X})$ e $f_2(\underline{X})$, que dependem de \underline{X} . Desta forma, ECM é minimizado se R_1 inclui valores de \underline{X} tais que

$$[c(1|2)p_2 f_2(\underline{X}) - c(2|1)p_1 f_1(\underline{X})] \leq 0 \quad (2.17)$$

Assim,

$$c(1|2)p_2 f_2(\underline{X}) \leq c(2|1)p_1 f_1(\underline{X}) \quad (2.18)$$

e

$$\frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} \geq \frac{c(1|2)p_2}{c(2|1)p_1} \quad (2.19)$$

Deve-se também levar em consideração alguns casos especiais para o ECM . São eles:

- Probabilidades *a priori* iguais: $\frac{p_1}{p_2} = 1$. Neste caso obtém-se as seguintes

$$\text{desigualdades : } R_1 : \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} \geq \frac{c(1|2)}{c(2|1)} \quad R_2 : \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} < \frac{c(1|2)}{c(2|1)} \quad (2.20)$$

- Custos de reconhecimento errado iguais: $\frac{c(1|2)}{c(2|1)} = 1$. Aqui as seguintes desigualdades obtidas são:

$$R_1 \therefore \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} \geq \frac{p_2}{p_1} \quad R_2 \therefore \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} < \frac{p_2}{p_1} \quad (2.21)$$

- Probabilidades *a priori* iguais e custos de reconhecimento errado iguais: $\frac{p_2}{p_1} = \frac{c(1|2)}{c(2|1)} = 1$.

Nesta situação obtém-se as seguintes desigualdades:

$$R_1 \therefore \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} \geq 1 \quad R_2 \therefore \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} < 1 \quad (2.22)$$

Algumas observações:

- Quando não são conhecidas as probabilidades *a priori*, seus respectivos valores freqüentemente são tomados como iguais, e a razão das funções densidades de probabilidades é então comparada com a razão de custos de reconhecimento errado.
- Caso a razão de custos de reconhecimento errado não seja determinada, pode ser tomada como unitária, comparando-se então a razão das funções densidades de probabilidades com a razão das probabilidades *a priori*.
- Se ambas as razões, dos custos de reconhecimento errado e das probabilidades *a priori*, são unitárias, as regiões de reconhecimento ótimo são determinadas mediante a comparação dos valores das funções densidades de probabilidades. Com isso, para uma observação \underline{X}_0 , adota-se a seguinte regra de decisão:

$$\frac{f_1(\underline{X}_0)}{f_2(\underline{X}_0)} \geq 1 \Rightarrow \underline{X}_0 \in \Pi_2 \quad (2.23)$$

2.7.2 – Probabilidade Total de Erro na Classificação (TPM)

Uma alternativa ao ECM é a escolha de R_1 e R_2 que minimizem a probabilidade total de erro na classificação (TPM), dada por

$$TPM = P(\underline{X} \in \Pi_2 | \Pi_1) + P(\underline{X} \in \Pi_1 | \Pi_2) \quad (2.24)$$

Conforme as identidades (2.02), (2.03), (2.04) e (2.05), pode-se escrever

$$TPM = p_1 \int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} + p_2 \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.25)$$

Este procedimento é equivalente à minimização de ECM quando os custos de reconhecimento errado são iguais. Desta forma, uma observação \underline{X}_0 pode ser alocada na população com maior probabilidade *a posteriori*, $P(\Pi_i | \underline{X}_0)$, $i = 1, 2$, onde

$$P(\Pi_1 | \underline{X}_0) = \frac{P(\Pi_1 \text{ ocorrer e observar - se } \underline{X}_0)}{P(\text{observar - se } \underline{X}_0)} \quad (2.26)$$

A identidade acima pode ser representada como

$$P(\Pi_1 | \underline{X}_0) = \frac{P(\text{observar } \underline{X}_0 \text{ após ocorrer } \Pi_1)P(\text{ocorrer } \Pi_1)}{P(\text{observar } \underline{X}_0 \text{ após ocorrer } \Pi_1)P(\text{ocorrer } \Pi_1) + P(\text{observar } \underline{X}_0 \text{ após ocorrer } \Pi_2)P(\text{ocorrer } \Pi_2)}$$

$$P(\Pi_1 | \underline{X}_0) = \frac{p_1 f_1(\underline{X}_0)}{p_1 f_1(\underline{X}_0) + p_2 f_2(\underline{X}_0)} \quad (2.27)$$

Da mesma forma,

$$P(\Pi_2 | \underline{X}_0) = \frac{p_2 f_2(\underline{X}_0)}{p_1 f_1(\underline{X}_0) + p_2 f_2(\underline{X}_0)} \quad (2.28)$$

Com isso, \underline{X}_0 é classificado em Π_1 quando $P(\Pi_2 | \underline{X}_0) < P(\Pi_1 | \underline{X}_0)$.

2.7.3 – Classificação com Duas Populações Normais Multivariadas

Sejam $f_1(\underline{X})$ e $f_2(\underline{X})$ funções densidades de probabilidades normais multivariadas, sendo que a primeira tem vetor de médias $\underline{\mu}_1$, e matriz de covariâncias Σ_1 , e a segunda $\underline{\mu}_2$ e Σ_2 , supondo-se que as matrizes de covariâncias sejam iguais. As definições de vetor de médias e matriz de covariâncias são dadas no Apêndice I, p. 80. Seja o vetor aleatório \underline{X} para as populações Π_1 e Π_2 . Da condição de que as f.d.p.'s são normais tem-se que

$$f_i(\underline{X}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^p} \sqrt{|\Sigma|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\underline{X} - \underline{\mu}_i)' \Sigma^{-1} (\underline{X} - \underline{\mu}_i) \right] \quad i = 1, 2.$$

Supondo que são conhecidos os vetores de médias e a matriz Σ , as regiões de mínimo ECM são dadas por

$$R_1 \therefore \frac{f_1(\underline{X})}{f_2(\underline{X})} \geq \frac{c(1|2) p_2}{c(2|1) p_1}$$

$$\frac{\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^p} \sqrt{|\Sigma|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\underline{X} - \underline{\mu}_1)' \Sigma^{-1} (\underline{X} - \underline{\mu}_1) \right]}{\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^p} \sqrt{|\Sigma|}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\underline{X} - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{X} - \underline{\mu}_2) \right]} \geq \frac{c(1|2) p_2}{c(2|1) p_1} \quad (2.29)$$

$$\exp \left[\frac{1}{2} (\underline{X} - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{X} - \underline{\mu}_2) - \frac{1}{2} (\underline{X} - \underline{\mu}_1)' \Sigma^{-1} (\underline{X} - \underline{\mu}_1) \right] \geq \frac{c(1|2) p_2}{c(2|1) p_1} \quad (2.30)$$

Da mesma forma, para R_2 tem-se que

$$\exp \left[\frac{1}{2} (\underline{X} - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{X} - \underline{\mu}_2) - \frac{1}{2} (\underline{X} - \underline{\mu}_1)' \Sigma^{-1} (\underline{X} - \underline{\mu}_1) \right] < \frac{c(1|2) p_2}{c(2|1) p_1} \quad (2.31)$$

Conforme o resultado obtido em (2.19), o primeiro membro da desigualdade em (2.30) minimiza o ECM. Então a regra obtida é: “Reconhecer \underline{X}_0 como pertencente a Π_1 se

$$(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{X}_0 - \frac{1}{2} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 + \underline{\mu}_2) \geq \ln \left[\frac{c(1|2) p_2}{c(2|1) p_1} \right] \quad (2.32)$$

e como pertencente a Π_2 caso contrário”.

2.8 – FUNÇÃO DISCRIMINANTE LINEAR DE FISHER

O problema tratado pela Análise Discriminante consiste em:

- separar duas classes de objetos (observações);
- classificar um novo objeto em uma das duas classes.

É comum representar as duas classes, ou populações, por Π_1 e Π_2 . As observações, que consistem nas medidas de p variáveis aleatórias, são representadas por vetores aleatórios⁶ do tipo

$$\underline{X}' = [X_1 \quad X_2 \quad \dots \quad X_p].$$

Os valores observados para \underline{X} podem diferir de uma classe para outra, sendo a primeira população constituída pela totalidade dos valores da primeira classe, enquanto a segunda população é constituída pelos valores de \underline{X} da segunda classe. Tais populações podem ser descritas pelas funções densidades de probabilidades $f_1(\underline{X})$ e $f_2(\underline{X})$.

Considera-se como primeira solução para o problema da discriminação a **Função Discriminante Linear de Fisher**. Uma característica desta função é apresentar boas propriedades para discriminação entre duas populações com a mesma matriz de covariância⁷.

O ponto de partida de *Fisher* foi a transformação das observações multivariadas \underline{X} 's em observações univariadas y 's, tais que as observações de cada uma das populações Π_1 e Π_2 sejam tão separadas quanto possível. A idéia mestra consiste em tomar as combinações lineares de \underline{X} para obter y .

Dadas as médias μ_{1y} e μ_{2y} dos y 's obtidos a partir dos \underline{X} 's pertencentes a Π_1 e a Π_2 , respectivamente, seleciona-se a combinação linear que maximiza a distância quadrática entre as médias dadas, com relação à variabilidade dos y 's. Segundo *Sicsú* [16], citado por *Silva* [17], "... *Fisher não justificou o porquê da escolha de uma função linear e nem o porquê do coeficiente a ser maximizado. Cremos que as razões intuitivas que o levaram ao estabelecimento deste quociente podem ser interpretadas como a obtenção de uma função que maximize a distância entre as duas populações, distância esta padronizada em termos de desvio padrão. Além disso deve-se observar que está implícito na definição do quociente que a dispersão das duas populações Π_1 e Π_2 é considerada igual*".

Na verdade a justificativa é simples:

⁶ Ver apêndice I, página 80.

⁷ Ver apêndice I, página 80.

- uma combinação linear simplifica os cálculos; e
- a maximização do coeficiente em questão fornece a maior distância entre os grupos.

Sejam

$$\underline{\mu}_1 = E(\underline{X} | \Pi_1) = \text{Valor esperado de uma observação multivariada de } \Pi_1 \quad (2.33)$$

$$\underline{\mu}_2 = E(\underline{X} | \Pi_2) = \text{Valor esperado de uma observação multivariada de } \Pi_2 \quad (2.34)$$

$$\Sigma = E(\underline{X} - \underline{\mu}_i)(\underline{X} - \underline{\mu}_i)' = \text{Matriz de covariância, que se supõe igual para } \Pi_1 \text{ e } \Pi_2 \quad (2.35)$$

e, também, a combinação linear

$$Y = \underline{c}'_{1 \times p} \underline{X}_{p \times 1} \quad (2.36)$$

Substituindo (2.36) em (2.33) e (2.34) tem-se que

$$\mu_{1y} = E(Y | \Pi_1) = E(\underline{c}' \underline{X} | \Pi_1) = \underline{c}' E(\underline{X} | \Pi_1) = \underline{c}' \underline{\mu}_1 \quad (2.37)$$

$$\mu_{2y} = E(Y | \Pi_2) = E(\underline{c}' \underline{X} | \Pi_2) = \underline{c}' E(\underline{X} | \Pi_2) = \underline{c}' \underline{\mu}_2 \quad (2.38)$$

Além disso,

$$V(Y) = \sigma^2 = V(\underline{c}' \underline{X}) = \underline{c}' V(\underline{X}) \underline{c} = \underline{c}' \Sigma \underline{c} \quad (2.39)$$

que, conforme comentário anterior, é a mesma para ambas as populações.

A melhor combinação linear é obtida da razão entre o quadrado da distância entre as médias e a variância de Y . Desta forma,

$$\frac{(\mu_{1y} - \mu_{2y})^2}{\sigma_y^2} = \frac{(\underline{c}' \underline{\mu}_1 - \underline{c}' \underline{\mu}_2)^2}{\underline{c}' \Sigma \underline{c}} = \frac{\underline{c}' (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2) (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \underline{c}}{\underline{c}' \Sigma \underline{c}} = \frac{(\underline{c}' \underline{\delta})^2}{\underline{c}' \Sigma \underline{c}} \quad (2.40)$$

onde $\underline{\delta} = \underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2$.

A razão (2.40) é maximizada por

$$\underline{c} = k \Sigma^{-1} \underline{\delta}, \quad \forall k \neq 0 \quad (2.41)$$

Fazendo $k = 1$, e substituindo em (2.41), tem-se que

$$\underline{c} = \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2) \quad (2.42)$$

Então

$$Y = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{X} \quad (2.43)$$

A expressão (2.43) é conhecida, de acordo com *Johnson & Wichern* [8], como **Função Discriminante Linear de Fisher**, e tem a forma da expressão (2.01), p. 32, sem o termo independente, ou intercepto.

Sejam, agora, o ponto médio m das médias das duas populações univariadas, obtidas a partir da transformação das populações multivariadas Π_1 e Π_2 , e uma observação \underline{X}_0 , onde

$$m = \frac{1}{2}(\mu_{1y} + \mu_{2y}). \quad (2.44)$$

Substituindo-se (2.37) e (2.38) em (2.44), obtém-se

$$m = \frac{1}{2}(\underline{c}'_1 \underline{\mu}_1 + \underline{c}'_2 \underline{\mu}_2) \quad (2.45)$$

Então

$$m = \frac{1}{2}[(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{\mu}_1 + (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{\mu}_2] \quad (2.46)$$

$$m = \frac{1}{2}[(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 + \underline{\mu}_2)] \quad (2.47)$$

Também,

$$\begin{aligned} E(y_0 | \Pi_1) - m &\geq 0 \\ E(y_0 | \Pi_2) - m &< 0 \end{aligned}$$

Desta forma, se $\underline{X}_0 \in \Pi_1$, é de se esperar que y_0 seja no mínimo igual a m . De modo análogo, se $\underline{X}_0 \in \Pi_2$, o valor esperado para y_0 é menor que o ponto médio. Com isso, pode-se expressar a regra de classificação como:

- Alocar \underline{X}_0 em Π_1 se $y_0 - m \geq 0$.
- Alocar \underline{X}_0 em Π_2 se $y_0 - m < 0$.

Na realidade, os parâmetros $\underline{\mu}_1, \underline{\mu}_2$ e Σ não são conhecidos. Então trabalha-se com os seus estimadores.

Sejam n_1 observações da variável aleatória multivariada \underline{X} , de dimensão p , que formam a matriz de dados X_1 , de ordem $n_1 \times p$, amostra da população Π_1 .

$$X_1 = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n_1 1} & X_{n_1 2} & \dots & X_{n_1 p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{X}'_{11} \\ \underline{X}'_{21} \\ \dots \\ \underline{X}'_{n_1 1} \end{bmatrix}$$

e n_2 observações da variável aleatória multivariada \underline{X} , de dimensão p , que formam a matriz de dados X_2 , de ordem $n_2 \times p$, amostra da população Π_2 .

$$X_2 = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n_2 1} & X_{n_2 2} & \dots & X_{n_2 p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{X}'_{12} \\ \underline{X}'_{22} \\ \dots \\ \underline{X}'_{n_2 2} \end{bmatrix}$$

Os estimadores dos parâmetros são:

$$\overline{\underline{X}}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} \underline{X}_{i1} \quad (2.48)$$

$$\overline{\underline{X}}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} \underline{X}_{i2} \quad (2.49)$$

$$S_1 = \frac{1}{n_1 - 1} \sum_{i=1}^{n_1} (\underline{X}_{i1} - \overline{\underline{X}}_1)(\underline{X}_{i1} - \overline{\underline{X}}_1)' \quad (2.50)$$

$$S_2 = \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{i=1}^{n_2} (\underline{X}_{i2} - \overline{\underline{X}}_2)(\underline{X}_{i2} - \overline{\underline{X}}_2)' \quad (2.51)$$

Conforme já se sabe, considera-se a matriz de covariância como sendo a mesma para ambas as populações. Estima-se, então, a matriz de covariância comum, por

$$S_p = \frac{1}{n_1 + n_2 - 2} [(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2] \quad (2.52)$$

que, pode-se demonstrar, é um estimador não tendencioso do parâmetro Σ .

Com base no exposto, a **Função Discriminante Linear de Fisher Amostral** pode ser apresentada como

$$y = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} X \quad (2.53)$$

A estimativa do ponto médio entre as médias amostrais univariadas, $\bar{y}_1 = \underline{c}' \bar{X}_1$ e $\bar{y}_2 = \underline{c}' \bar{X}_2$, é dada por

$$m = \frac{1}{2} (\bar{y}_1 + \bar{y}_2) \quad (2.54)$$

ou seja,

$$m = \frac{1}{2} [(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} \bar{X}_1 + (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} \bar{X}_2] \quad (2.55)$$

$$m = \frac{1}{2} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} (\bar{X}_1 + \bar{X}_2) \quad (2.56)$$

Desta forma, a regra de classificação é apresentada como

- Alocar X_0 em Π_1 se $y_0 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} X_0 \geq m$
- Alocar X_0 em Π_2 se $y_0 = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S_p^{-1} X_0 < m$

2.9 – REGRESSÃO LOGÍSTICA

2.9.1 – Introdução

A regressão logística consiste, fundamentalmente, na busca de um modelo que permita relacionar uma variável Y , chamada “variável resposta”, aos “fatores” X_1, \dots, X_{p-1} , que, supõe-se, influenciam as ocorrências de um evento. A variável resposta deve ser do tipo dicotômica, assumindo apenas os valores 0 ou 1. Neste caso existe interesse apenas na ocorrência, ou não, do evento em questão. No presente trabalho, 0 designa “cliente inadimplente” e 1 designa “cliente adimplente”.

A situação aqui tratada, variável resposta dicotômica, não recomenda a aplicação do Modelo Linear Geral (MLG), basicamente por dois motivos:

1. O MLG pode gerar para a resposta valores fora do intervalo $[0, 1]$.
2. A variância dos resíduos não é constante.

Embora siga o mesmo raciocínio da regressão linear, a regressão logística apresenta, com relação à primeira, algumas diferenças. A primeira diz respeito à relação entre a variável resposta e os fatores. No modelo linear supõe-se que a variável resposta, chamada também de *dependente*, relaciona-se com os fatores, chamados ainda de variáveis *independentes*, através do modelo dado por

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} + \varepsilon = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i + \varepsilon \quad (2.57)$$

que pode ser representado matricialmente como

$$\underline{Y} = \underline{\beta}' \underline{X} + \underline{\varepsilon}$$

considerando-se n observações de Y e das covariáveis X 's. Os β 's são parâmetros desconhecidos e que devem ser estimados com base nos valores observados para Y e os X 's e $\underline{\varepsilon} \sim N_p(\underline{0}, \Sigma)$ é um *ruído aleatório* associado ao modelo.

No modelo logístico, a relação é dada por

$$Y = \frac{e^\mu}{1 + e^\mu} \quad (2.58)$$

onde μ é dado por uma expressão da forma $\underline{\beta}' \underline{X}$.

Para a variável dependente Y relacionada com uma única variável independente X , ou com várias variáveis X 's, a função é chamada *Sigmóide*, e o seu gráfico tem a forma da figura 2.6, a seguir. É fácil perceber que

$$\begin{cases} X \rightarrow -\infty \Rightarrow Y \rightarrow 0 \\ X \rightarrow +\infty \Rightarrow Y \rightarrow 1 \end{cases}$$

e, também, que

$$X = 0 \Rightarrow Y = \frac{1}{2}$$

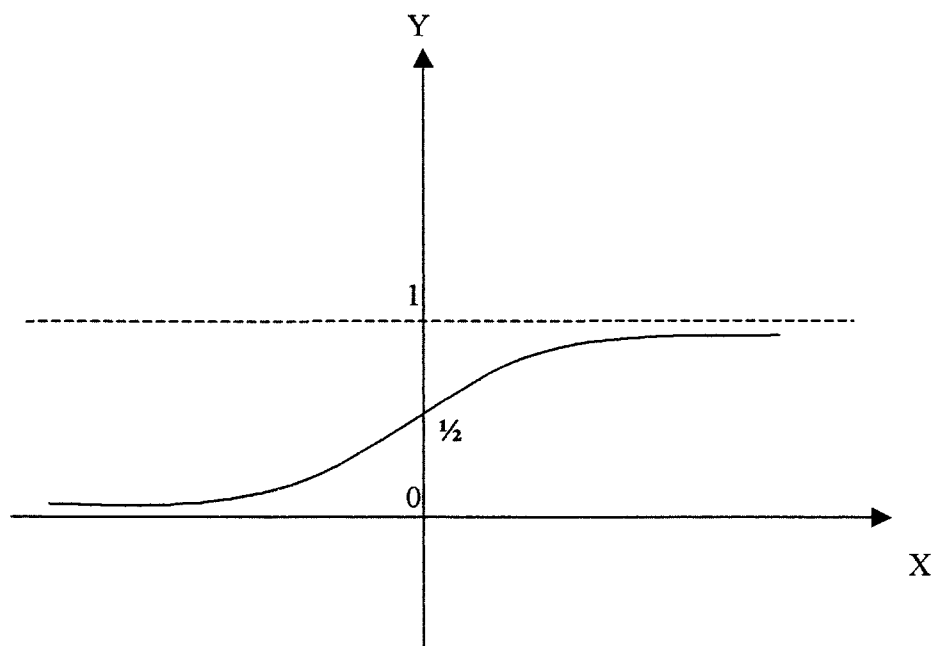


Figura 2.6 – Gráfico da Função Sigmóide

Em qualquer problema de regressão, a quantidade chave é o valor médio da variável dependente, dado o valor da variável independente. Tal quantidade será representada por $E(Y | X)$, que se lê “valor esperado para Y , dado o valor de X ”. Na regressão linear parte-se da suposição que esta quantidade pode ser expressa por uma expressão da forma (2.57), isto é

$$E(Y | X) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i + \varepsilon \quad (2.59)$$

Esta relação torna admissível a possibilidade de que $E(Y | X)$ possa assumir qualquer valor para $X \in (-\infty, \infty)$.

Na regressão logística o que se tem é $0 \leq E(Y | X) \leq 1$, o que pode ser visualizado na figura (2.6). A fim de simplificar a notação, a quantidade $E(Y | X)$, quando referente ao modelo logístico, será representada por $P(X)$, não havendo, ressaltado-se, nenhuma razão específica para o uso desta notação além da já mencionada. Desta forma,

$$P(X) = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i}} \quad (2.60)$$

2.9.2 – Modelo Linear Geral (MLG)

Seja Y , uma variável dependente (resposta), e sejam $(p - 1)$ variáveis independentes (fatores) X_1, X_2, \dots, X_{p-1} . O objetivo é a construção de um modelo que relacione a variável aleatória Y com as variáveis independentes X 's fixadas, dispondo-se para tanto de n observações, escritas na forma

$$(Y_i, X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{p-1i}) \quad (2.61)$$

onde $i = 1, 2, \dots, n$.

O modelo procurado pode ser escrito como

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1i} + \varepsilon_i \quad (2.62)$$

que, na notação matricial torna-se

$$\underline{Y} = X\underline{\beta} + \underline{\varepsilon} \quad (2.63)$$

onde X é a matriz de ordem $n \times p$ do modelo,

$$X = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \dots & X_{p-11} \\ 1 & X_{12} & \dots & X_{p-12} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & X_{1n} & \dots & X_{p-1n} \end{bmatrix} \quad (2.64)$$

$\underline{\beta}$ é o vetor dos parâmetros de dimensão p ,

$$\underline{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \dots \\ \beta_{p-1} \end{bmatrix} \quad (2.65)$$

e $\underline{\varepsilon}$ é o vetor de dimensão n , dos erros aleatórios,

$$\underline{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \dots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (2.66)$$

O modelo adotado é formado pelas partes:

- sistemática , $X\underline{\beta}$
- estocástica , $\underline{\varepsilon}$, onde cada componente $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

Para o modelo proposto deve-se:

- calcular $\hat{\underline{\beta}}$, que é o estimador de $\underline{\beta}$;
- aferir a qualidade do ajuste obtido, pelo Coeficiente de Determinação, R^2 ; e
- fazer a análise dos resíduos, com a finalidade de verificar se as premissas de aplicação do modelo, tais como Gaussianidade, homogeneidade na variância dos resíduos e independência, estão satisfeitas.

Para obter o estimador de mínimos quadrados ordinários de $\underline{\beta}$ minimiza-se a soma dos quadrados dos erros, dada por

$$SQR = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (2.67)$$

e que pode ser escrita na forma

$$SQR = \sum_{i=1}^n (Y_i - X\underline{\beta})^2 \quad (2.68)$$

ou, ainda

$$SQR = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \quad (2.69)$$

Assim

$$SQR = \underline{\varepsilon}' \underline{\varepsilon} \quad (2.70)$$

$$SQR = (\underline{Y} - X\underline{\beta})'(\underline{Y} - X\underline{\beta}) \quad (2.71)$$

$$SQR = (\underline{Y}' - \underline{\beta}' X')(\underline{Y} - X\underline{\beta}) \quad (2.72)$$

A expressão em (2.72) é um produto interno, ou seja, um escalar. Logo, possui as propriedades comutativa e distributiva:

$$SQR = \underline{Y}'\underline{Y} - \underline{Y}'X\underline{\beta} - \underline{\beta}'X'\underline{Y} + \underline{\beta}'X'X\underline{\beta} \quad (2.73)$$

Derivando a expressão obtida em relação a $\underline{\beta}$:

$$\frac{\partial}{\partial \underline{\beta}}(SQR) = -2[X'\underline{Y} + X'X\underline{\beta}] \quad (2.74)$$

Como o objetivo é a minimização da soma, iguala-se a derivada a zero e obtém-se o sistema de equações

$$X'X\underline{\beta} = X'\underline{Y} \quad (2.75)$$

e, portanto:

$$\underline{\hat{\beta}} = (X'X)^{-1}X'\underline{Y} \quad (2.76)$$

que é o estimador procurado. Desta forma, o modelo ajustado é

$$\underline{\hat{Y}} = X\underline{\hat{\beta}} \quad (2.77)$$

e o estimador do vetor de resíduos é

$$\hat{\varepsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i \quad (2.78)$$

A variância dos resíduos, que estima a verdadeira variância dos erros, é

$$s_{\varepsilon}^2 = \frac{1}{n-p} \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2 \quad (2.80)$$

Uma suposição fundamental para inferências é a de que ε_i possui distribuição normal com média 0 (zero) e variância constante. Segue que a distribuição da variável dependente é normal, com média $E(Y|X)$ e variância constante. Entretanto, isto não ocorre quando a variável dependente é dicotômica. Neste caso pode-se expressar o valor da mesma como

$$Y = P(X) + \varepsilon \quad (2.81)$$

onde ε pode assumir um de dois possíveis valores:

- Se $Y = 1$, então $\varepsilon = 1 - P(X)$, com probabilidade $P(X)$.
- Se $Y = 0$, então $\varepsilon = -P(X)$, com probabilidade $1 - P(X)$.

Contudo, ε tem uma distribuição com média 0 e com a variância dada por

$$P(X)[1 - P(X)]$$

Isto dá uma distribuição de Bernoulli.

Já foi visto que

$$E(Y_j | X) = P(Y_j = 1) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i = \theta_j$$

Também é sabido que

$$V(Y_j | X) = E(Y_j - E(Y_j))^2$$

ou, de outra forma,

$$V(Y_j) = (1 - \theta_j)P(Y_j = 1)(1 - \theta_j) + (0 - \theta_j)P(Y_j = 0)(0 - \theta_j)$$

que leva a

$$V(Y_j) = \theta_j(1 - \theta_j).$$

Desta forma, $V(Y_j)$ não é constante, o que invalida os testes de significância usuais, com o Modelo Linear Geral e resposta politômica. Uma dificuldade adicional reside no fato de que o Modelo Linear Geral fornece para Y valores que não pertencem ao intervalo $[0, 1]$.

2.9.3 – Transformação Logit

A *transformação logit* é definida como

$$\text{logit } P(X) = \ln \left[\frac{P(X)}{1 - P(X)} \right] \quad (2.82)$$

$$\text{logit } P(X) = \ln \left[\frac{\frac{e^\mu}{1 + e^\mu}}{1 - \frac{e^\mu}{1 + e^\mu}} \right]$$

onde $\mu = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i$.

$$\text{logit } P(X) = \ln \left[\frac{\frac{e^\mu}{1+e^\mu}}{\frac{1}{1+e^\mu}} \right]$$

$$\text{logit } P(X) = \ln[e^\mu]$$

$$\text{logit } P(X) = \mu$$

$$\text{logit } P(X) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i \quad (2.83)$$

Para um conjunto de n observações $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)$, isto é, com apenas uma variável independente, X , a expressão (2.83) fica

$$\text{logit } P(X) = \beta_0 + \beta_1 X \quad (2.84)$$

2.9.4 – Modelo de Regressão Logística (MRL)

Sejam uma variável aleatória Y , que pode assumir qualquer um dos valores 0 ou 1, e $\underline{X}' = (X_1, X_2, \dots, X_{p-1})$ um vetor de dimensão $(p-1)$ de variáveis aleatórias independentes. Sejam, também, n observações independentes destas variáveis, escritas na forma (2.61). O modelo de regressão logística pode também ser escrito na forma

$$P(X) = \frac{e^{\underline{\beta}'\underline{X}}}{1 + e^{\underline{\beta}'\underline{X}}} \quad (2.85)$$

onde:

$$\underline{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \dots \\ \beta_{p-1} \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \underline{X} = \begin{bmatrix} 1 \\ X_1 \\ \dots \\ X_{p-1} \end{bmatrix}$$

Seja uma amostra com n observações independentes de pares $(X_i, Y_i), i = 1, 2, \dots, n$, onde os Y 's representam valores observados de uma variável *dicotômica*, isto é, Y assume

seus valores no conjunto $\{0, 1\}$, e os X 's representam os valores observados de apenas uma variável independente. Para estimar o Modelo de Regressão Logística (MRL) é necessário estimar os valores para os parâmetros β 's, que são desconhecidos. Na regressão linear utiliza-se o Método dos Mínimos Quadrados, ou Mínimos Quadrados Ordinários, (MQO), no qual são escolhidos para os β 's os valores que minimizam a soma dos quadrados dos resíduos, que são as diferenças entre os valores observados para os Y 's e os valores encontrados através do modelo obtido (2.67). Sob condições usuais, o MQO fornece para os parâmetros valores que satisfazem certas propriedades estatísticas. Tais propriedades, entretanto, acabam por não se verificar quando a variável dependente é dicotômica, conforme já foi verificado para a variância, que não é normalmente distribuída.

Se Y é uma variável dicotômica, e há apenas uma variável independente, então a equação fica

$$P(X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X}} \quad (2.86)$$

Esta expressão dá a probabilidade condicional de que Y é igual a 1, dado o valor de X , isto será representado por $P(Y = 1 | X)$. Segue que a probabilidade de que Y é igual a 0, dado o valor de X , fica

$$P(Y = 0 | X) = 1 - P(X)$$

Desta forma

$$P(Y_i = 1 | X_i) = P(X_i)$$

$$P(Y_i = 0 | X_i) = 1 - P(X_i).$$

Seja a função

$$\Pi(X_i) = [P(X_i)]^{Y_i} [1 - P(X_i)]^{1-Y_i} \quad (2.87)$$

O método de estimação que leva à função de mínimos quadrados no MLG é chamado Máxima Verossimilhança (MV), que, por sua vez, é a base para a abordagem ao MRL. Em linhas gerais, o Método da Máxima Verossimilhança fornece estimativas para os parâmetros que maximizam a probabilidade de obter o conjunto observado de dados. Para aplicar tal método deve-se, em primeiro lugar, construir a função chamada Função de Verossimilhança (FV). Os estimadores de máxima verossimilhança destes parâmetros são escolhidos entre aqueles que maximizam esta função. A Função de Verossimilhança é dada por

$$\lambda(\beta) = \prod_{i=1}^n P(X_i) \quad (2.88)$$

A Máxima Verossimilhança implica que o estimador para β seja o valor que maximiza a expressão dada em (2.88). Contudo, é mais fácil, do ponto de vista matemático, trabalhar com o logaritmo da mesma. A expressão fica, então

$$L(\beta) = \ln[\lambda(\beta)]$$

$$L(\beta) = \ln \prod_{i=1}^n P(X_i)$$

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n \{Y_i \ln[P(X_i)] + (1 - Y_i) \ln[1 - P(X_i)]\}$$

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n \left\{ Y_i \ln \frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} + (1 - Y_i) \ln \left[1 - \frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \right] \right\}$$

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n \{Y_i (\beta'X) - \ln(1 + e^{\beta'X})\} \quad (2.89)$$

Para obter $\underline{\beta}$ que maximiza $L(\beta)$ basta derivar a expressão em relação a β e igualar a zero as equações obtidas. As expressões resultantes são

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_0} = \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \right) \quad (2.90)$$

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_i} = \sum_{i=1}^n \left(X_i Y_i - \frac{X_i e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \right) \quad (2.91)$$

ou, de outra forma,

$$\sum_{i=1}^n [Y_i - P(X_i)] = 0$$

$$\sum_{i=1}^n X_i [Y_i - P(X_i)] = 0$$

Da expressão (2.90) vem que

$$\sum_{i=1}^n Y_i = \sum_{i=1}^n P(X_i) \quad (2.92)$$

significando que a soma dos valores observados é igual a soma dos valores esperados mediante a aplicação do modelo obtido.

No MLG as expressões (2.90) e (2.91) conduzem a um sistema de equações lineares, o que facilita em muito o cálculo dos estimadores para os parâmetros desconhecidos. No MRL as expressões são não lineares, requerendo, portanto, métodos especiais para a sua resolução. Tais métodos são iterativos, o que exige a utilização de *softwares* específicos, ou a construção de programas computacionais para implementação dos referidos métodos.

2.9.4.1 – Modelo de Regressão Logística Múltiplo

O desenvolvimento apresentado anteriormente mostra a obtenção do Modelo de Regressão Logística no contexto univariado. Entretanto, a maioria das aplicações práticas envolve mais de uma variável independente. Mais precisamente, seja Y uma variável dependente, dicotômica, e sejam $(p - 1)$ variáveis independentes, na forma (2.61), p. 46. Neste caso o modelo é escrito na forma (2.60), p.46.

O método usado para a estimação dos parâmetros é o mesmo adotado para o caso univariado, Máxima Verossimilhança. As equações de verossimilhança são obtidas pela derivação parcial em relação a cada um dos p coeficientes da função $L(\beta)$, sendo λ dada por

$$\lambda(\underline{\beta} | X) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=0}^1 \Pi_{ij}^{Z_{ij}} \quad (2.93)$$

onde:

$$Z_{ij} = \begin{cases} 1, Y_i = j \\ 0, \text{outro caso} \end{cases}$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

$$j = 0, 1$$

$$\Pi_{ij} = P(Y = j | \underline{X} = \underline{X}_i)$$

As expressões resultantes para as derivadas ficam

$$\sum_{i=1}^n [Y_i - P(X_i)] = 0 \quad (2.94)$$

$$\sum_{i=1}^n X_{ij} [Y_i - P(X_i)] = 0 \quad (2.95)$$

para $j = 1, 2, \dots, p$

Como no modelo univariado, aqui também são necessários métodos iterativos para a resolução do sistema de equações resultante. O vetor de soluções das equações será representado por $\hat{\beta}$. Desta forma, os valores estimados para o Modelo de Regressão Logística múltiplo são $\hat{P}(X_i)$. Neste caso a idéia que cerca a estimação dos parâmetros pode ser colocada alternativamente como

$$\min \sum_{i=1}^n [Y_i - \hat{P}(X_i)]^2 = \min SQR \quad (2.96)$$

Conforme já foi comentado anteriormente, o Modelo Linear Geral não pode ser aplicado tão “livremente” a este problema, já que as equações obtidas com a derivação da Função Verossimilhança não são lineares. Segundo *Walker & Duncan* [19], a exata determinação dos parâmetros não é possível, em função da conhecida complexidade do problema resultante. Entretanto, considerando que o problema da estimação dos parâmetros pode ser entendida como um problema de minimização, pode-se considerar a utilização de algum método de minimização para a obtenção dos mesmos. Entre estes métodos, um dos mais conhecidos é o *Método de Newton*, que apresenta a vantagem de convergir rapidamente para a solução.

2.9.4.2 – Cálculo dos Estimadores de Máxima Verossimilhança Usando o Método de Newton

A função considerada para a minimização foi representada como

$$SQR = \sum_{i=1}^n [Y_i - \hat{P}(X_i)]^2$$

A idéia por trás do Método de Newton é que uma função f que se deseja minimizar pode ser aproximada por uma função quadrática, efetuando-se a minimização sobre esta última. Na vizinhança de um ponto X_k é possível aproximar f por uma série de Taylor de segunda ordem truncada, isto é, sem levar em consideração o erro cometido em tal procedimento. Esta série é dada por

$$f(X) \cong f(X_k) + \nabla f(X_k)(X - X_k) + \frac{1}{2}(X - X_k)'H(X_k)(X - X_k) \quad (2.97)$$

onde:

$$\nabla f(X_k) = \left[\frac{\partial f}{\partial X_1} \Big|_{X_k}, \dots, \frac{\partial f}{\partial X_{p-1}} \Big|_{X_k} \right]$$

e $H(X_k)$ é a matriz quadrada correspondente ao *hessiano* da função, ou seja,

$\left. \frac{\partial^2 f}{\partial X_i^2} \right|_{X_k}$, para os elementos da diagonal principal, e

$\left. \frac{\partial^2 f}{\partial X_i \partial X_j} \right|_{X_k}$ para os elementos fora da diagonal principal.

O membro direito de (2.97) é minimizado pela sequência dada por

$$X_{k+1} = X_k - [H(X_k)]^{-1} (\nabla f(X_k)) \quad (2.98)$$

que é, de acordo com *Luenberger* [14], a “forma pura” do Método de Newton. Aqui assume-se que, no ponto mínimo relativo, X^* , a matriz $H(X^*)$ é positiva definida. Também é possível, segundo o mesmo autor, argumentar que, se f possui derivadas parciais de segunda ordem contínuas, $H(X)$ é positiva definida na vizinhança de X^* , e portanto o método converge para a solução.

A função a ser minimizada é SQR , que pode ser colocada na forma

$$SQR = \sum_{i=1}^n \left[Y_i - \frac{e^{\hat{\beta}' X}}{1 + e^{\hat{\beta}' X}} \right]^2 = \sum_{i=1}^n \left[\frac{Y_i - Y_i e^{\hat{\beta}' X} - e^{\hat{\beta}' X}}{1 + e^{\hat{\beta}' X}} \right]^2 \quad (2.99)$$

onde $\hat{\beta}'$ é o vetor transposto dos estimadores dos β 's.

As derivadas parciais de primeira ordem de SQR , em relação a β ficam

$$\frac{\partial SQR}{\partial \beta_i} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{2(1 - 2Y_i) X_i e^{\beta' X} (1 + 2e^{\beta' X} + e^{2\beta' X} - e^{3\beta' X})}{(1 + e^{\beta' X})^4} \right] \quad (2.100)$$

As derivadas parciais de segunda ordem ficam

$$\frac{\partial^2 SQR}{\partial \beta_i^2} = \sum_{i=1}^n \left[\frac{2(1 - 2Y_i) X_i^2 e^{\beta' X} (1 + 4e^{\beta' X} - 9e^{2\beta' X} - 4e^{3\beta' X} - 2e^{4\beta' X} - 24e^{5\beta' X} - 29e^{6\beta' X})}{(1 + e^{\beta' X})^8} \right] \quad (2.101)$$

Para as derivadas mistas de segunda ordem basta substituir, no numerador da equação (2.101), X_i^2 por $X_i X_j$, $i \neq j$.

A substituição das expressões acima em (2.98) dá

$$\hat{\beta}_{k+1} = \hat{\beta}_k - [H(\hat{\beta}_k)]^{-1} [\nabla SQR(\hat{\beta}_k)] \quad (2.102)$$

Não é difícil perceber que a utilização das expressões (2.100) e (2.101) gera números que dificultam a obtenção de uma sequência convergente, que é o objetivo da aplicação do método em questão. Conforme já foi comentado, os estimadores procurados para os β 's são aqueles que maximizam a Função Verossimilhança (2.90). Uma forma bastante conhecida de maximizar uma função f , usando o método de Newton, consiste em minimizar $(-f)$. A função $L(\beta)$, para este caso, pode ser escrita na forma

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n [Y_i(\beta'X) - \ln(1 + e^{\beta'X})]$$

Os estimadores procurados devem maximizar a função acima. As derivadas parciais de primeira ordem da função $L(\beta)$ são dadas por

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_0} = \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \right) = \sum_{i=1}^n [Y_i - P(X_i)]$$

$$\frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_i} = \sum_{i=1}^n \left(X_i Y_i - \frac{X_i e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \right) = \sum_{i=1}^n X_i [Y_i - P(X_i)]$$

As derivadas de segunda ordem da função $L(\beta)$ são

$$\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_j^2} = - \sum_{i=1}^n X_{ij}^2 P(X_i) [1 - P(X_i)] \quad (2.103)$$

$$\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_j \partial \beta_u} = - \sum_{i=1}^n X_{ij} X_{iu} P(X_i) [1 - P(X_i)] \quad (2.104)$$

com $j, u = 0, 1, 2, \dots$

Substituindo as expressões em (2.98), obtém-se a expressão

$$\beta_{k+1} = \beta_k + \{I(\beta_k)\}^{-1} \{S(\beta_k)\} \quad (2.105)$$

onde

$I(\beta_k) = X'VX$, sendo V a matriz diagonal de variâncias, dada por

$$V_{ii} = \hat{P}(X_i) [1 - \hat{P}(X_i)] = \frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \left[1 - \frac{e^{\beta'X}}{1 + e^{\beta'X}} \right] = \frac{e^{\beta'X}}{(1 + e^{\beta'X})^2}$$

e

$$S(\beta_k) = \begin{bmatrix} \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_0} \\ \vdots \\ \frac{\partial L(\beta)}{\partial \beta_{p-1}} \end{bmatrix}$$

com aproximação inicial dada, neste trabalho, por $\beta_0' = [0 \quad \dots \quad 0]$

2.9.4.3 – Cálculo dos Estimadores de Máxima Verossimilhança Usando Função Discriminante

A abordagem pela Função Discriminante foi apresentada por *Cornfield* [4] em um trabalho sobre regressão logística. O ponto de partida desta abordagem é o fato de que a probabilidade posterior na Função Discriminante Linear é a função de regressão logística dada por $P(X)$ (2.60). Mais precisamente, se a variável independente, X , segue uma distribuição normal dentro de cada um dos dois grupos, com diferentes médias e mesma variância, então a distribuição condicional de Y , dado o valor de X , é o modelo de Regressão Logística, isto é, se

$$X | Y = j \sim N(\mu_j, \sigma^2), j = 0, 1$$

então

$$P(Y = 1 | X) = P(X)$$

Assim, os coeficientes são dados por

$$\beta_0 = \ln\left(\frac{\theta_1}{\theta_0}\right) - \frac{1}{2\sigma^2}(\mu_1^2 - \mu_0^2) \quad (2.106)$$

$$\beta_1 = \frac{1}{\sigma^2}(\mu_1 - \mu_0) \quad (2.107)$$

onde $\theta_j = P(Y = j)$, $j = 0, 1$

Os estimadores normalmente utilizados são

$$\tilde{\mu}_j = \bar{X}_j$$

$$\theta_1 = \frac{n_1}{n}$$

$$\theta_0 = 1 - \theta_1$$

$$\sigma^2 = \frac{[(n_0 - 1)s_0^2 + (n_1 - 1)s_1^2]}{n_0 + n_1 - 2}$$

Para o caso multivariado, valem as mesmas suposições iniciais consideradas para o caso univariado. Isto significa que a distribuição condicional de X , vetor das p variáveis aleatórias multivariadas, dada a variável Y , é normal multivariada, com um vetor de médias que depende de Y , mas com uma matriz de covariâncias que não apresenta a mesma relação de dependência. Isto pode ser representado pela expressão

$$X | Y = j \sim N(\mu_j, \Sigma)$$

onde μ_j contém as médias das p variáveis independentes, e Σ é uma matriz $p \times p$ das covariâncias destas variáveis. Supondo, ainda, que $P(Y = 1 | X) = P(X)$, os coeficientes são dados por

$$\beta_0 = \ln\left(\frac{\theta_1}{\theta_0}\right) - \frac{1}{2}(\mu_1 - \mu_0)' \Sigma^{-1}(\mu_1 + \mu_0) \quad (2.108)$$

$$\underline{\beta} = (\mu_1 - \mu_0)' \Sigma^{-1} \quad (2.109)$$

onde $\theta_1 = P(Y = 1)$ e $\theta_0 = 1 - \theta_1$ são as proporções da população com Y igual a 1 ou 0, respectivamente. O estimador para a média é

$$\hat{\mu}_i = \bar{X}_i$$

e a matriz de covariância, Σ , é a mesma definida em (2.35).

É importante ressaltar que o método em questão possui limitações. *Hosmer e Lemeshow* [7], citando *Halperin, Blackwelder e Verter* [6] relatam que na comparação dos dois métodos, quando o modelo contém simultaneamente variáveis contínuas e variáveis discretas, a função discriminante é particularmente sensível à suposição de gaussianidade. Na verdade, os estimadores dos coeficientes para variáveis que não seguem uma distribuição normal tendem para zero, quando os mesmos são diferentes de zero. Como implicação prática, verifica-se que tais estimadores acabam por superestimar o grau de relação.

2.9.4.4 – Cálculo dos Estimadores de Máxima Verossimilhança Usando o Modelo de Locação de Variáveis Mistas

O ponto de partida para a utilização deste modelo consiste em algumas suposições, dadas a seguir.

- 1 – A distribuição da variável resposta é binomial com parâmetro θ .
- 2 – A distribuição de Y é normal.
- 3 – As probabilidades *a priori* para os dois grupos da variável resposta, 0 e 1, são

$$\pi_k = P(Z = k), k = 0, 1 \text{ com } \pi_0 + \pi_1 = 1.$$

Segue que a distribuição condicional de W é

$$f(w | Z = k) = \varphi(\underline{\mu}_k(X), \Sigma_Y) \theta_k^X (1 - \theta_k)^{1-X}$$

onde φ representa a função densidade para uma variável aleatória normal multivariada.

Das suposições acima, e do Teorema de Bayes, é possível mostrar que a probabilidade condicional de Z , dado \underline{w} , segue um modelo de regressão logística (2.60). Neste modelo os coeficientes são dados por

$$\beta_0 = \ln\left(\frac{\pi_1}{\pi_0}\right) - \frac{1}{2}(\mu_0 + \mu_1)' \Sigma^{-1}(\mu_1 - \mu_0) + \ln\left(\frac{1 - \theta_1}{1 - \theta_0}\right) \quad (2.110)$$

$$\beta_i = \ln\left[\frac{\theta_1(1 - \theta_0)}{\theta_0(1 - \theta_1)}\right] - (\mu_1 - \mu_0)' \Sigma^{-1} \quad (2.111)$$

Os EMV de β_0 e β_i no modelo de variáveis mistas são obtidos das equações acima, onde μ_0 , μ_1 , Σ , π_0 e π_1 são substituídos por seus respectivos estimadores de máxima verossimilhança.

2.9.4.5 – Estimação das Variâncias e Covariâncias

O método para estimar as variâncias e covariâncias dos coeficientes estimados segue a teoria dos Estimadores de Máxima Verossimilhança, de acordo com Rao[15]. Tal teoria estabelece que os estimadores são obtidos da matriz de derivadas parciais de segunda ordem da função $L(\beta)$.

Seja uma matriz $p \times p$, que contém os termos negativos das equações (2.103) e (2.104), representada por $I(\beta)$, e chamada Matriz de Informação. As variâncias e covariâncias dos coeficientes estimados são obtidos da inversa desta matriz, representada por $\Sigma(\beta)$. O i - ésimo elemento da diagonal desta matriz é representado por $\sigma^2(\beta_i)$, e qualquer outro elemento que não pertença à diagonal é representado por $\sigma(\beta_i, \beta_j)$, que é a covariância dos β 's em questão. Os estimadores das variâncias e covariâncias são representados por $\hat{\Sigma}(\hat{\beta})$. O estimador do erro padrão dos coeficientes estimados é

$$SE(\hat{\beta}_i) = [\hat{\sigma}^2(\hat{\beta}_i)]^{1/2} \quad (2.105)$$

A matriz de informação pode ser formulada como

$$\hat{I}(\hat{\beta}) = X' V X \quad (2.106)$$

onde X é uma matriz $n \times p$ que contém os valores de cada uma das observações, isto é

$$X = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \dots & X_{1p-1} \\ 1 & X_{21} & \dots & X_{2p-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & X_{n1} & \dots & X_{np-1} \end{bmatrix}$$

e V é uma matriz diagonal de ordem n ,

$$V = \begin{bmatrix} \hat{P}(X_1)[1 - \hat{P}(X_1)] & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \hat{P}(X_2)[1 - \hat{P}(X_2)] & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \hat{P}(X_n)[1 - \hat{P}(X_n)] \end{bmatrix} \quad (2.107)$$

onde

$$\hat{P}(X_i)[1 - \hat{P}(X_i)] = \frac{e^{\hat{\beta}'X}}{1 + e^{\hat{\beta}'X}} \left[1 - \frac{e^{\hat{\beta}'X}}{1 + e^{\hat{\beta}'X}} \right] = \frac{e^{\hat{\beta}'X}}{(1 + e^{\hat{\beta}'X})^2} \quad (2.108)$$

O Erro Padrão para X_i é dado pela raiz quadrada do respectivo elemento da diagonal na matriz V.

2.10 – ABORDAGEM DE LACHENBRUCH

Tão importante quanto a obtenção de uma boa regra de classificação é a determinação da eficiência da mesma. Uma regra que apresente uma taxa de erros superior à taxa de acertos pouca, ou nenhuma, utilidade terá. Uma forma de avaliar o desempenho de um procedimento de reconhecimento de padrões consiste no cálculo da **Probabilidade Total de Erro (TPM)**, dada por

$$TPM = p_1 \int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} + p_2 \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.109)$$

onde p_1 e p_2 são as probabilidades *a priori* de uma observação pertencer a Π_1 ou a Π_2 , respectivamente.

O valor mínimo para a quantidade acima, chamado **Taxa Ótima de Erro (OER)**, é obtido pela escolha adequada das regiões R_1 e R_2 , e é dado por

$$OER = p_1 \int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} + p_2 \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X} \quad (2.110)$$

onde as regiões são determinadas por

$$R_1 : \frac{f_2(\underline{X})}{f_1(\underline{X})} \geq \frac{p_2}{p_1} \quad (2.111)$$

$$R_2 : \frac{f_2(\underline{X})}{f_1(\underline{X})} < \frac{p_2}{p_1} \quad (2.112)$$

ou seja, quando os custos de classificação errada são iguais.

Para que não se fique na dependência da forma da distribuição de probabilidades, pode-se calcular a **Taxa Aparente de Erro (APER)**, definida como sendo a fração das observações no treinamento amostral referente ao reconhecimento errôneo pela função

obtida. Esta taxa é calculada pela *Matriz de Confusão*, que apresenta a real situação das observações nos grupos comparando-a com o reconhecimento apresentado pelo modelo encontrado. Para n_1 observações de Π_1 e n_2 observações de Π_2 , a matriz de confusão tem a forma dada no quadro 2.4.

Quadro 2.4 – MATRIZ DE CONFUSÃO

| | | CLASSIFICAÇÃO PREVISTA | | TOTAL |
|---------------------|---------|------------------------|-----------|-------|
| | | Π_1 | Π_2 | |
| CLASSIFICAÇÃO ATUAL | Π_1 | $n_{1 1}$ | $n_{1 2}$ | n_1 |
| | Π_2 | $n_{2 1}$ | $n_{2 2}$ | n_2 |
| TOTAL | | n_1 | n_2 | n |

Onde n_{ij} = observações de Π_i classificadas como de Π_j $\begin{cases} \text{corretamente, se } i = j \\ \text{incorretamente, se } i \neq j \end{cases}$

A *Taxa Aparente de Erro (APER)* é dada por

$$APER = \frac{n_{1|2} + n_{2|1}}{n_1 + n_2} \quad (2.113)$$

e deve ser interpretada como a proporção de observações classificadas incorretamente. Um inconveniente desta taxa é o fato de utilizar nas avaliações as mesmas observações utilizadas para o ajuste, ou treinamento.

A *Abordagem de Lachenbruch* é uma forma mais realista de avaliar a eficiência da regra de classificação. Esta técnica segue os passos apresentados a seguir:

1. Escolher um dos grupos (amostras).
2. Retirar uma observação do grupo.

3. Construir uma função discriminante com as $n_1 - 1$ observações restantes do grupo escolhido e as n_2 observações do segundo grupo, ou seja, para $n_1 - 1 + n_2$ observações.
4. Classificar a observação retirada usando a função obtida anteriormente.
5. Realocar a observação descartada e repetir os passos 1 e 2 para todas as observações do primeiro grupo.
6. Repetir os passos 1 a 5 para o segundo grupo.
7. Finalmente, construir a regra de classificação com o total das $n = n_1 + n_2$ observações.

Assim obtém-se:

$$P(2|1) = \frac{n_{1|2}}{n_1} \quad (2.114)$$

$$P(1|2) = \frac{n_{2|1}}{n_2} \quad (2.115)$$

que são as probabilidades de classificação incorreta para cada um dos grupos e

$$\hat{E}(AER) = \frac{n_{1|2} + n_{2|1}}{n_1 + n_2} \quad (2.116)$$

que é a proporção total esperada de erro.

Desta forma obtém-se uma regra de reconhecimento e classificação construída com as n observações amostrais e testada com todas as referidas observações, mas sempre com a observação em teste fora do ajuste. Isto equivale a ter um grupo com n observações para o ajuste e outro grupo, também de tamanho n , para testar a eficiência do procedimento.

3 – MATERIAL E MÉTODO

3.1 – Amostra, Questionário e Características das Variáveis Estudadas

Neste trabalho utilizou-se inicialmente uma amostra com 3505 observações, sendo 1949 pertencentes ao grupo “0”, de maus clientes, e 1556 pertencentes ao grupo “1”, de bons clientes. A primeira abordagem apresentou uma taxa de acertos de 61,74% para a Função Discriminante Linear e de 62,20% para o Modelo de Regressão Logística. Estes baixos índices podem ser creditados à elevada “mistura” entre os dois grupos, ou seja, existem observações do grupo “0” que naturalmente seriam do grupo “1” e vice-versa. Foi efetuada então uma “filtragem” dos dados, formando-se uma nova amostra composta apenas por observações classificadas corretamente, obtendo-se assim a amostra observada para avaliar a taxa de acertos do método atualmente em uso, com os resultados apresentados nas tabelas 4.1 e 4.2. A esta amostra foram acrescentadas as seguintes variáveis sintéticas: NSEG , DRL , RSI , LSI , TSI e TRI , descritas mais adiante. A filtragem acima mencionada indica a necessidade de uma revisão do formulário para levantamento das informações.

As variáveis informadas pelo(a) candidato(a) a cliente são, de acordo com a instituição financeira:

Dados Pessoais

- Nome completo.
- DDD
- Telefone
- Número do contrato do telefone.
- CPF
- Sexo
- Data de nascimento.
- Estado civil.
- Documento de identidade
- Órgão emissor
- UF
- Nacionalidade

- Número de dependentes
- Filiação
- Grau de instrução

Dados do Cônjuge

- Nome completo.
- Profissão
- Cargo
- Renda

Dados Residenciais

- Endereço
- Número
- Complemento
- Bairro
- CEP
- Cidade
- UF
- DDD
- Telefone
- Tempo de residência
- Tipo de residência
- Endereço para correspondência

Dados Profissionais

- Empresa
- Endereço

- Número
- Complemento
- Bairro
- CEP
- Cidade
- UF
- DDD
- Telefone
- Ocupação (setor de atividade)
- Tempo de serviço
- Profissão
- Cargo
- Salário
- Outras rendas (descrição)
- Caso seja proprietário, informar o CGC e a atividade da empresa.

Referências Bancárias

- Números da agência e da conta corrente (se for correntista do banco)
- Para outros bancos, os mesmos dados acima mais o nome do banco.
- Tempo de correntista.
- Cartões de crédito que possui.

Dados para o Cartão

- Nome para o cartão.
- Dia de vencimento.
- Proteção contra perda/roubo.

- Débito automático em conta corrente.
- Opção de valor para o débito automático.
- Opção de débito em fatura telefônica.

Várias variáveis citadas acima não foram aproveitadas na realização deste trabalho. Os motivos variam desde a necessidade de se manter o sigilo, o que é inclusive exigido por lei, ao simples fato de que algumas variáveis não têm nenhum potencial como discriminantes, passando pela dificuldade em categorizar algumas delas.

Os valores numéricos atribuídos as chamadas variáveis categóricas são definidos pelas próprias instituições, não havendo nenhuma norma conhecida para esta atribuição. Desta forma é possível que um mesmo cliente tenha escores diferentes em diferentes instituições. É possível que a intervenção de profissionais especializados corrija este tipo de distorção.

Para uso da análise discriminante, além das mencionadas acima, foram criadas algumas variáveis, derivadas das citadas, conforme mostrado na tabela a seguir:

Tabela 3.1 – DESCRIÇÃO DAS VARIÁVEIS UTILIZADAS NESTE TRABALHO.

| VARIÁVEL | NOME | DESCRIÇÃO | DOMÍNIO |
|-----------------|-------------|---|-----------------------------------|
| 1 | Limite | Limite de crédito concedido ao cliente | Números reais |
| 2 | Sexo | Sexo do(a) cliente | 1 – masculino 2 – feminino |
| 3 | Tempore | Tempo de residência no atual endereço | Números inteiros positivos |
| 4 | Codcargo | Código do cargo ocupado pelo(a) cliente | Números inteiros positivos |
| 5 | Dataadmi | Data de admissão no atual emprego | Formato aaaammdd (ano-mês-dia) |
| 6 | Segauto | Seguro de automóvel | 0 – não 1 – sim |
| 7 | Segres | Seguro residencial | 0 – não 1 – sim |

| | | | |
|----|----------|---|--|
| 8 | Segroubo | Seguro contra roubo do cartão | 0 – não 1 – sim |
| 9 | Segvida | Seguro de vida | 0 – não 1 – sim |
| 10 | Renda | Renda do(a) cliente | Números reais |
| 11 | Idade | Idade do(a) cliente | Números inteiros positivos |
| 12 | Tempoem | Tempo no atual emprego | Números inteiros positivos |
| 13 | Idadconj | Idade do cônjuge | Números inteiros positivos |
| 14 | Celular | Propriedade de telefone celular | 0 – não 1 – sim |
| 15 | CEP | Código de endereçamento postal | Números inteiros positivos |
| 16 | Estadoci | Estado civil do(a) cliente | 1 – solteiro 2 , 3 , 4 - casado 5 – viúvo 6 – desquitado 7 – separado 8 – outros |
| 17 | Tipodoc | Tipo do documento de identidade apresentado pelo(a) cliente | 1 – carteira de identidade 2 – carteira de estrangeiro 3 – passaporte 4 – carteira profissional |

| | | | |
|----------------------|-----------|---|---|
| 5 – carteira militar | | | |
| 18 | Escolarid | Grau de escolaridade do(a) cliente | 1 – primeiro grau completo 2 – segundo grau completo 3 – terceiro grau completo 4 – outros |
| 19 | Tipores | Tipo da residência ocupada pelo(a) cliente | 1 – própria 2 – alugada 3 - funcional 4 – outros |
| 20 | Setorati | Setor de atividade no qual o(a) cliente exerce atividade profissional | 1 – indústria 2 – comércio 3 – serviços 4 – público 5 – agricultura |
| 21 | Result | Classificação segundo o escore do(a) cliente obtido pelo método atual | 0 – inadimplente 1 – adimplente |
| 22 | DRL | Diferença entre a renda e o limite de crédito do(a) cliente | Números reais |
| 23 | TSI | Razão entre o tempo de serviço e a idade do(a) cliente | [0 , 1] |
| 24 | TRI | Razão entre o tempo de residência e a idade do(a) cliente | [0 , 1] |
| 25 | RSI | Razão entre renda e a idade do(a) cliente | Números reais |
| 26 | RSL | Razão entre a renda e o limite | Números reais |

| | | | |
|----|-------|--------------------------------|---------------|
| 27 | LSI | Razão entre o limite e a idade | Números reais |
| 28 | EXPID | $\exp(\text{Idade})$ | Números reais |

As variáveis 22, 23, 24, 25, 26, 27 e 28 são sintéticas, ou artificiais, tendo sido consideradas no estudo com a finalidade de avaliar seu potencial como discriminantes.

Em qualquer problema de reconhecimento de padrões é de fundamental importância que as características estudadas sejam estatisticamente “discriminantes”. Eventualmente, um conjunto de características formado no início dos trabalhos pode ter algumas delas descartadas por não verificarem este pré-requisito. A manutenção destas características “não discriminantes”, além de inútil, pode ser prejudicial, já que o reconhecimento de padrões e a classificação de um novo item pela regra obtida podem ser prejudicados em termos de eficiência. Acrescente-se a isto o fato de que a determinação dos valores de algumas destas variáveis pode representar um aumento significativo nos custos. Considere-se, por exemplo, uma aplicação da Análise Discriminante em um experimento de qualidade. Se a determinação do valor de uma variável exigir a realização de um ensaio destrutivo, e a mesma não for eficiente na discriminação, todo o trabalho e o dinheiro investido serão perdidos.

Nas aplicações envolvendo desempenho de empresas são utilizadas variáveis contábeis, cada uma com valores calculados a partir de fórmulas conhecidas. É relativamente fácil perceber que tais variáveis são muito eficientes para a discriminação, conforme se pode confirmar pelos quadros 2.6, p. 24, e 2.7, p. 26. Além disto, os índices econômico – financeiros são de reconhecida eficiência na definição do perfil da empresa, sendo por este motivo aceitos internacionalmente e, pelo menos aparentemente, sem nenhum questionamento quanto à sua confiabilidade. Variáveis como Receita Líquida, Ativo Total e Patrimônio Líquido, entre outras, indicam de maneira inequívoca, senão o futuro da empresa, ao menos a tendência a ser seguida pela mesma. Além disto, os valores publicados em balanços, como no caso das Sociedades Anônimas, geralmente passam por auditorias, de modo a não deixar dúvidas sobre a sua exatidão.

A inadimplência é um fenômeno social, e, no caso do crédito ao consumidor, seu estudo envolve variáveis chamadas “comportamentais”. Diferentemente dos indicadores econômico – financeiros usados nos estudos de desempenho de empresas, tais variáveis não podem ser tomadas indistintamente como indicadores confiáveis. Outro problema diz respeito à veracidade das informações fornecidas pelo cliente, ressaltando-se a dificuldade encontrada pelas instituições financeiras na aferição das mesmas. Algumas instituições solicitam ao cliente que informe as despesas fixas, ou mesmo de curto prazo, que devem ser honradas por ele. Mesmo esta prática, contudo, parece não representar um aumento significativo na confiabilidade das informações, dada a dificuldade em confirmá-las.

Uma outra característica diferencia o estudo do desempenho de uma empresa do acompanhamento do comportamento de uma pessoa física. Qualquer decisão tomada pela direção de uma empresa, especialmente se for uma Sociedade Anônima, deve ser aprovada em outras instâncias. Isto significa que raramente uma decisão será tomada se representar

algum risco para o futuro do empreendimento. No caso do consumidor, contudo, é freqüente observar um comportamento oposto. As decisões empresariais visam, na absoluta maioria das vezes, atender a alguma necessidade bem definida, seja ela de crescimento ou mesmo de consolidação dos negócios. As decisões do consumidor, entretanto, não se limitam apenas à satisfação de necessidades, mas também à vaidade, ao desejo de promoção social, etc. Isto explica, até certo ponto, por que clientes, muitas vezes com o mesmo perfil, podem apresentar comportamentos distintos. Isto apenas reforça o caráter muitas vezes aleatório observado no comportamento humano, no que se refere ao consumo. De qualquer forma, é consenso entre as instituições de crédito que tal característica é “parte do jogo”, e que lhes cabe administrar tais fatos de modo a obter o máximo proveito, adaptando-se desta forma ao cenário apresentado pelo mercado. É importante lembrar, contudo, que uma boa relação de clientes conduzirá a custos menores.

3.2 – Função Discriminante Linear e Regressão Logística

A matriz de dados de ordem $n \times p$ apresentada no Anexo II, p. 112, onde $n = 707$ observações do vetor \underline{X} , de dimensão $p = 27$ variáveis, foi utilizada para a obtenção de uma Função Discriminante Linear Amostral de Fisher, partindo-se da matriz de covariância estimada

$$S_p = \frac{(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (3.01)$$

onde:

$n_1 = 102$ observações do grupo “0”, de clientes inadimplentes; e

$n_2 = 605$ observações do grupo “1”, de clientes adimplentes.

A Função Discriminante Linear de Fisher Amostral obtida tem seus coeficientes dados na Tabela 4.1, p. 75, e é ali comentada. A eficiência foi avaliada pelo Método de Lachenbruch, descrito no item 2.10, p. 62. Os resultados da avaliação constam na Tabela 4.3, p. 78.

A mesma matriz acima mencionada foi usada para a obtenção de um Modelo de Regressão Logística, utilizando as mesmas observações e calculando os Estimadores de Máxima Verossimilhança através do Método de Newton. A eficiência foi igualmente avaliada pelo Método de Lachenbruch.

3.3 – Programa Computacional

Para efetuar os cálculos requeridos pelos métodos descritos, de modo a atingir os objetivos colocados no item 1.2, p. 3, foi escrito um programa computacional na linguagem *Visual Basic*[®], versão 5.0, disponível em CD como parte integrante deste trabalho, juntamente com o banco de dados que deu origem à matriz descrita no item anterior. O

banco de dados foi armazenado no formato “.xls” , necessário ao programa desenvolvido. Este programa, cujo código está apresentado no Anexo I, p.85, inicia os trabalhos separando as observações em duas matrizes, uma para as observações do grupo 0 e outra para as observações do grupo 1. Em seguida calcula a matriz de covariância, os estimadores para os coeficientes da Função Discriminante Linear Amostral de Fisher e procede, se assim se desejar, à análise pelo Método de Lachenbruch. Numa segunda etapa, calcula os Estimadores de Máxima Verossimilhança para os coeficientes do Modelo de Regressão Logística. Para ambos os modelos são fornecidas as taxas de desempenho, obtidas pela Método de Lachenbruch.

4 – RESULTADOS E CONCLUSÃO

4.1 – Função Discriminante Linear e Regressão Logística

A Análise Discriminante tem sido usada com grande sucesso na previsão de falências de empresas, conforme é possível notar, por exemplo, no trabalho de *Züge & Chaves Neto* [20]. Também é preciso levar em consideração a aplicação das Redes Neurais, aplicadas a empréstimos de pessoas físicas, com os bons resultados obtidos pelo trabalho de *Steiner, et alii* [18]. Em ambos os casos é visível a qualidade das informações. Neste sentido pode-se afirmar, com base nos resultados apresentados, que há, por parte das instituições financeiras envolvidas, um especial cuidado para o levantamento das referidas informações. Não parece ser este o caso das observações usadas no presente trabalho. Pode-se argumentar que os bancos não estão acostumados a operar adequadamente com crédito a pessoas físicas, que o índice de inadimplência é relativamente baixo, não merecendo portanto grandes atenções. Embora as informações prestadas pelo cliente sejam muitas vezes de difícil confirmação, já que não há, como em alguns países, um grande número de escritórios e agências especializados na avaliação de crédito, principalmente quando se destina a pessoas físicas. Tais alegações, no entanto, só tornam mais evidente a necessidade de criação, por parte das instituições, de mecanismos que permitam a obtenção de métodos confiáveis para a previsão da inadimplência. Também é conveniente lembrar que, em última análise, os prejuízos com operações mau sucedidas podem ser cobertos com a cobrança de taxas sobre as contas boas, numa prática que acaba encarecendo as operações de crédito.

As duas técnicas aqui utilizadas são de eficiência comprovada em muitas aplicações, conforme é possível observar em parte da bibliografia listada em anexo. A primeira, Função Discriminante Linear de Fisher, gerou um modelo cuja eficiência varia de acordo com as variáveis envolvidas. A segunda, um Modelo de Regressão Logística, também gerou por sua vez um modelo com a mesma característica do anterior, no que se refere as variáveis envolvidas, embora, como se pode ver na tabela 4.3, p. 78 a sua eficiência seja superior à apresentada pela primeira. Na referida tabela são mostradas as melhores taxas de acerto para ambos os grupos, “0” (maus clientes) e “1” (bons clientes), para as combinações de variáveis que apresentaram melhores resultados.

A necessidade de filtrar observações classificadas corretamente a partir de uma amostragem preliminar evidencia a baixa confiabilidade das observações coletadas por ocasião da admissão de novos clientes. Ambos os modelos também foram avaliados após a inclusão das variáveis sintéticas, com valores obtidos a partir das variáveis normalmente utilizadas. A variação da eficiência observada com o acréscimo destas variáveis pode ser avaliada pela Tabela 4.3, p. 78, que contém as taxas de acerto obtidas com os diferentes modelos usando as variáveis normalmente estudadas e acrescentando-se as variáveis sintéticas.

Neste trabalho optou-se por acrescentar ao programa descrito no item 3.3 uma avaliação da eficiência do modelo, consistindo em ajustar o modelo as observações e em

seguida comparar a resposta obtida com o registro efetivamente observado. Este é o procedimento de Lachenbruch, descrito em 2.10. p. 62.

Os coeficientes da Função Discriminante Linear de Fisher Amostral ajustada aos dados estão na tabela 4.1, a seguir. Vale lembrar que nenhuma das 707 observações foi descartada como inválida.

TABELA 4.1 – COEFICIENTES DA FUNÇÃO DISCRIMINANTE LINEAR DE FISHER

| VARIÁVEL | COEFICIENTE |
|-------------------------------|-------------|
| LIMITE | 0,0001 |
| SEXO | - 2,5097 |
| TEMPO DE RESIDÊNCIA | - 0,0806 |
| SEGURO AUTOMOTIVO | -1,0719 |
| SEGURO RESIDENCIAL | 0,1594 |
| CARTÃO SEGURADO | 2,2729 |
| SEGURO DE VIDA | 0,9609 |
| RENDA | - 0,0004 |
| IDADE | - 0,0166 |
| TEMPO NO ATUAL EMPREGO | - 0,1010 |
| IDADE DO CÔNJUGE | - 0,0051 |
| TELEFONE CELULAR | 7,1033 |
| ESTADO CIVIL | 0,2520 |
| TIPO DO DOCUMENTO APRESENTADO | - 0,2060 |
| ESCOLARIDADE | - 0,7977 |
| TIPO DE RESIDÊNCIA | - 1,1765 |
| SETOR DE ATIVIDADE | - 0,9055 |
| RESULTADO (MÉTODO ATUAL) | - 9,7641 |
| CEP | 0,0002 |

Os coeficientes das covariáveis para o modelo de Regressão Logística, dado pela expressão

$$Y = \frac{e^{\hat{\beta}'x}}{1 + e^{\hat{\beta}'x}} \quad (4.01)$$

e estimados pelo Método da Máxima Verossimilhança são apresentados na Tabela 4.2, adiante.

No mesmo programa escrito para obter os coeficientes da Função Discriminante Linear de Fisher tem-se também o cálculo dos estimadores dos parâmetros β 's do modelo. Neste caso, o cálculo do vetor $\hat{\beta}$, dos Estimadores de Máxima Verossimilhança para os parâmetros, foi efetuado através do Método de Newton, conforme apresentado em 2.9.4.2, p. 54. Como critério de parada optou-se por finalizar o processo iterativo quando a diferença entre as normas de $\hat{\beta}_k$ e $\hat{\beta}_{k-1}$ fosse menor que um valor ε prefixado, neste caso igual a 10^{-15} . O processo iterativo foi iniciado com a atribuição do valor 0 (zero) a todos os estimadores, isto é, para $k = 0$, $\beta_i = 0$. Inicialmente pensou-se em atribuir a cada estimador o respectivo coeficiente obtido para a Função Discriminante Linear, conforme descrito em 2.9.4.3, p. 57. A idéia, contudo, foi abandonada por gerar valores excessivamente grandes, provocando a ocorrência de "overflow". Os Estimadores de Máxima Verossimilhança definitivos foram obtidos a partir da quinta iteração, o que demonstra a rapidez do Método de Newton para esta finalidade.

A classificação de uma nova observação é feita multiplicando-se as componentes do vetor respectivo pelos coeficientes estimados para as respectivas variáveis. O valor retornado será aproximadamente 0 ou 1, efetuando-se então a classificação pelo Modelo de Regressão Logística obtido. Este modelo apresentou, como se pode observar pela Tabela 4.3, p. 78, uma maior eficiência em relação ao método atual e também em relação ao modelo dado pela Função Discriminante Linear de Fisher. Com base nesta constatação, é recomendável que qualquer programa computacional apresente a estimação dos parâmetros para ambos os modelos, permitindo que o tomador de decisões possa escolher, entre os modelos obtidos, aquele que apresenta a maior eficiência.

A avaliação do desempenho dos métodos foi feita pelo Método de Lachenbruch, com os resultados apresentados em 4.2, p. 78.

Tabela 4.2 – COEFICIENTES DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA

| VARIÁVEL | COEFICIENTE ($\hat{\beta}$) |
|-------------------------------|-------------------------------|
| LIMITE | - 0,0006 |
| SEXO | 2,8811 |
| TEMPO DE RESIDÊNCIA | 0,1643 |
| SEGURO AUTOMOTIVO | 0,1260 |
| SEGURO RESIDENCIAL | - 0,3739 |
| CARTÃO SEGURADO | - 5,3658 |
| SEGURO DE VIDA | - 0,7594 |
| RENDA | 0,0012 |
| IDADE | 0,0298 |
| TEMPO NO ATUAL EMPREGO | 0,2443 |
| IDADE DO CÔNJUGE | 0,0092 |
| TELEFONE CELULAR | - 6,6774 |
| ESTADO CIVIL | - 0,0615 |
| TIPO DO DOCUMENTO APRESENTADO | 0,7448 |
| ESCOLARIDADE | 0,9614 |
| TIPO DE RESIDÊNCIA | 1,5737 |
| SETOR DE ATIVIDADE | - 0,8687 |
| RESULTADO (MÉTODO ATUAL) | 6,1844 |
| CEP | - 0,0003 |
| CONSTANTE | 19,6195 |

4.2 – Avaliação do Desempenho dos Modelos Ajustados Usando-se o Método de Lachenbruch

As taxas de acerto para a Função Discriminante Linear de Fischer e para o Modelo de Regressão Logística obtidas com e sem o acréscimo das variáveis sintéticas, exceto a variável EXPID, p. 71, são apresentadas na tabela 4.3.

TABELA 4.3 – RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DOS MODELOS DE RECONHECIMENTO DE PADRÕES PELO MÉTODO DE LACHENBRUCH

| Modelo de Reconhecimento de Padrões | Variáveis correntes | | Variáveis correntes e variáveis sintéticas | |
|-------------------------------------|---------------------|-----------------|--|-----------------|
| | Grupo 0: “maus” | Grupo 1: “bons” | Grupo 0: “maus” | Grupo 1: “bons” |
| Função Discriminante Linear | 92,16% | 92,40% | 69,61% | 58,84% |
| Modelo de Regressão Logística | 99,02% | 99,83% | 87,25% | 98,84% |

4.3 - Conclusão

Atualmente, o acesso a um cartão de crédito está bastante facilitado, e isto se deve em grande parte à política de *marketing* adotada pela maior parte das administradoras. Frequentemente o produto não é oferecido como uma comodidade ou como um meio de facilitar o acesso ao crédito. Na verdade alguns prospectos de divulgação procuram vender a imagem de “superioridade”, em termos sócio-econômicos, proporcionada pela posse de um cartão. Um exemplo desta prática pode ser visto no prospecto de uma administradora, o qual traz, sob a foto de uma modelo, a mensagem “*Conte conte vantagens vantagens para suas amigas amigas (sic)*”. Os únicos documentos solicitados são um comprovante de renda e um comprovante de residência. O formulário também solicita à pessoa interessada que “fale” um pouco sobre si mesma, sobre o trabalho e sobre a residência. Embora haja um espaço destinado ao salário, não há nenhuma indagação sobre despesas como prestação de casa própria, de financiamento automotivo ou mensalidades escolares. Questões como estas podem não garantir a idoneidade dos clientes, mas é inegável que ajudam na obtenção de informações mais claras sobre os compromissos financeiros dos mesmos. Este fato traz à tona um problema a ser enfrentado por qualquer tomador de decisões: decidir quais as variáveis realmente úteis para o processo. Neste sentido, o apêndice III, p. 84, apresenta um modelo de formulário sugerindo questões que podem enriquecer o banco de dados da instituição. As variáveis sintéticas podem ter valores obtidos através do programa computacional, a partir dos valores informados para as demais variáveis.

A adoção de um novo modelo de questionário pode ser justificada pela simples constatação de que o modelo atual produz variáveis que não impedem a “mistura” de bons e maus clientes, dificultando a obtenção de regras de classificação que sejam confiáveis. Um procedimento confiável traria inegáveis benefícios, não só aos bons clientes, como principalmente para a instituição, que poderia usar a seu favor a redução de custos

principalmente para a instituição, que poderia usar a seu favor a redução de custos relacionados à inadimplência, traduzindo-a em um aumento do universo de clientes, atraídos pelas menores taxas de manutenção de cadastro e anuidades.

A utilização das técnicas multivariadas abordadas neste trabalho tem sobre o método usado atualmente vantagens como, por exemplo, a medida de eficiência, avaliada através de uma ferramenta científica utilizada em atividades de pesquisa tais como Cardiologia, Sociologia e outras, conforme citado em 2.7, p. 30. Desta forma, a instituição de crédito tem à sua disposição uma ferramenta, que, aliada à informática, possui inegável confiabilidade quanto aos resultados apresentados. Não se deve esquecer, contudo, que esta ferramenta necessita para o seu desenvolvimento, e posterior aplicação, de um banco de dados da maior qualidade, a fim de aumentar ainda mais o seu potencial como ferramenta de auxílio à tomada de decisões. A diferença verificada para a eficiência dos dois procedimentos desenvolvidos não constitui empecilho à sua utilização. Ao contrário, possibilita ao tomador de decisões a escolha daquele que apresentar a maior eficiência, aumentando desta forma a segurança com relação à escolha efetuada, característica altamente recomendável face ao montante de recursos envolvidos nas operações de crédito.

O programa desenvolvido fornece regras de Reconhecimento de Padrões pela Função Discriminante Linear de Fisher e também por Regressão Logística, como já se comentou. Além disto, ambas as regras podem ter seus desempenhos avaliados pela abordagem de Lachenbruch. Estas características tornam este programa uma importante ferramenta na agilização do processo de decisão na concessão de crédito por cartão. Tais atributos, desde que aliados à uma base de dados efetivamente confiável, podem conduzir à uma diminuição no custo dos financiamentos, o que deve ser um dos principais objetivos de uma instituição financeira.

APÊNDICE I : VETOR MÉDIO E MATRIZES DE COVARIÂNCIA E CORRELAÇÃO AMOSTRAL

1. Vetor Médio

Sejam $1 \leq p$ variáveis, para cada uma das quais são tomadas n observações. As medidas registradas são x_{ij} , onde $i = 1, 2, \dots, n$ e $j = 1, 2, \dots, p$, e são agrupadas em uma matriz

$$X_{n \times p}, \text{ isto é } X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}$$

Cada linha da matriz acima é uma observação do **vetor aleatório** p -dimensional \underline{X} .

$$\text{O vetor médio amostral é } \underline{\bar{x}} = \begin{bmatrix} \bar{x}_1 \\ \bar{x}_2 \\ \dots \\ \bar{x}_p \end{bmatrix} \text{ onde } \bar{x}_i = \frac{\sum_{j=1}^n x_{ij}}{n}$$

2. Matriz de Covariância

A matriz de covariância amostral é

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \dots & s_{1p} \\ s_{21} & s_{22} & \dots & s_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ s_{p1} & s_{p2} & \dots & s_{pp} \end{bmatrix}$$

$$\text{onde } s_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j)}{n}$$

3. Matriz de Correlação Amostral

A matriz de correlação amostral é

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & 1 \end{bmatrix}, \text{ onde } r_{ij} = \frac{s_{ij}}{\sqrt{s_{ii}} \sqrt{s_{jj}}}$$

APÊNDICE II : TAXA ÓTIMA DE ERRO

Em 2.5 foi abordada a taxa de erro de reconhecimento. Quando $p_1 = p_2 = \frac{1}{2}$ e $f_1(\underline{X})$ e $f_2(\underline{X})$ têm densidades normais multivariadas, a **taxa ótima de erro** é obtida conforme o desenvolvimento dado a seguir, de acordo com *Johnson & Wichern* [14].

Nas condições acima, o **custo esperado de reconhecimento errado (ECM)** e a **taxa de erro de reconhecimento (TPM)** coincidem para $c(2 | 1) = c(1 | 2)$, como probabilidades *a priori* também iguais. Assim,

$$\frac{c(1 | 2) p_2}{c(2 | 1) p_1} = 1 \quad (\text{ii.1})$$

Desta forma

$$\ln \left\{ \left[\frac{c(1 | 2)}{c(2 | 1)} \right] \left[\frac{p_2}{p_1} \right] \right\} = 0 \quad (\text{ii.2})$$

As regiões ficam definidas por

$$R_1 : \left[(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{X} - \frac{1}{2} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 + \underline{\mu}_2) \right] \geq 0$$

$$R_2 : \left[(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{X} - \frac{1}{2} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 + \underline{\mu}_2) \right] < 0$$

Seja y definida como

$$y = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{X} = l' \underline{X} \quad (\text{ii.3})$$

Esta variável é uma combinação linear de variáveis aleatórias gaussianas, com funções densidades de probabilidades igualmente gaussianas e também univariadas, tendo como parâmetros μ_{1y} , μ_{2y} e σ_y^2 , dados por:

$$\mu_{1y} = \underline{l}' \mu_1 \quad (\text{ii.4})$$

$$\mu_{2y} = \underline{l}' \mu_2 \quad (\text{ii.5})$$

$$\sigma_y^2 = V(y) = V(\underline{l}' \underline{X}) = \underline{l}' V(\underline{X}) \underline{l} = \underline{l}' \Sigma \underline{l} = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2) \quad (\text{ii.6})$$

Define-se também

$$\begin{aligned} TPM &= \frac{1}{2} \int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} + \frac{1}{2} \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X} \\ TPM &= \frac{1}{2} P(\underline{X} \in R_2 \mid R_1) + \frac{1}{2} P(\underline{X} \in R_1 \mid R_2) \\ TPM &= \frac{1}{2} P(2 \mid 1) + \frac{1}{2} P(1 \mid 2) \end{aligned} \quad (\text{ii.7})$$

Desta forma

$$\begin{aligned} P(2 \mid 1) &= P \left[y < \frac{1}{2} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 + \underline{\mu}_2) \right] \\ P(2 \mid 1) &= P \left[\frac{y - \mu_{1y}}{\sigma_y} < \frac{\frac{1}{2} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 + \underline{\mu}_2) - (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{\mu}_1}{\sigma_y} \right] \\ P(2 \mid 1) &= P \left[Z < \frac{\frac{1}{2} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{\mu}_2 - \frac{1}{2} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{\mu}_1}{\sigma_y} \right] \\ P(2 \mid 1) &= P \left[Z < \frac{\frac{1}{2} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)}{\sigma_y} \right] \\ P(2 \mid 1) &= P \left[Z < \frac{\frac{1}{2} \sigma_y^2}{\sigma_y} \right] = P \left[Z < \frac{1}{2} \sigma_y \right] \\ P(2 \mid 1) &= \Phi \left(-\frac{1}{2} \sigma_y \right) \end{aligned} \quad (\text{ii.8})$$

De modo análogo,

$$P(\underline{X} \in R_1 \mid R_2) = P(1 \mid 2) = P\left[Z \geq \frac{1}{2}\sigma_y\right]$$

$$P(1 \mid 2) = 1 - P\left[Z < \frac{1}{2}\sigma_y\right] = \Phi\left(-\frac{1}{2}\sigma_y\right)$$

Com isto, a *taxa ótima de erro* (OER) fica

$$OER = \frac{1}{2}\Phi\left(-\frac{1}{2}\sigma_y\right) + \frac{1}{2}\Phi\left(-\frac{1}{2}\sigma_y\right) = \Phi\left(-\frac{1}{2}\sigma_y\right)$$

APÊNDICE III : MODELO PROPOSTO DE FORMULÁRIO

Nome Completo

RG Estado CPF Data de nascimento

Naturalidade Nacionalidade

Estado Civil ☐ (1 - Solteiro 2 - Casado 3 - Viúvo 4 - Separado / Desquitado 5 - Divorciado 6 - Outro)

Nome do cônjuge

Número de dependentes

Endereço Completo

Bairro Cidade

Estado CEP Telefone - -

Residência: () - 1 - Própria quitada () - 2 - Própria financiada () - 3 - Alugada
() - 4 - Funcional () - 5 - Com os pais () - 6 - Outros

Em caso de residência financiada, qual o valor da prestação ? R\$

Em caso de residência alugada, qual o valor do aluguel ? R\$

Telefone: () - 1 - Próprio () - 2 - Alugado Aluguel: R\$ () - 3 - Para recados

Tempo de residência no atual endereço: anos

Emprego atual: Empresa

Renda : Tempo se serviço no atual emprego: anos

Possui outras rendas ? () - 1 - Não () - 2 - Sim R\$

Sector de atividade: () - 1 - Público () - 2 - Agricultura () - 3 - Indústria
() - 4 - Indústria () - 5 - Comércio

Tempo de serviço no último emprego: anos

Tempo de serviço no penúltimo emprego: anos

Possui automóveis (em seu nome) ? () - 1 - Não

() - 2 - Sim Quantos ?

Marca: Modelo: Ano:

Financiado ? () - 1 - Não () - 2 - Sim Prestação: R\$

Marca: Modelo: Ano:

Financiado ? () - 1 - Não () - 2 - Sim Prestação: R\$

Possui Seguro de vida ? () - 1 - Não () - 2 - Sim Prêmio: R\$

Possui Seguro residencial ? () - 1 - Não () - 2 - Sim Prêmio: R\$

Participa de algum consórcio ? () - 1 - Não () - 2 - Sim Valor R\$

Possui conta corrente em algum banco ?

() - 1 - Não () - 2 - Sim Banco: Agência:

Tipo da conta () - 1 - Comum () - 2 - Especial Limite: R\$

O salário é depositado em conta ? () - 1 - Sim () - 2 - Não

Autoriza o débito do cartão em conta corrente ? () - 1 - Sim () - 2 - Não

Possui algum tipo de aplicação financeira ? () - 1 - Não () - 2 - Poupança () - 3 - Fundos

Valor aplicado R\$

ANEXO I: CÓDIGO DO PROGRAMA

Abrir Banco de Dados

Selecionar Variáveis

Calcular Coeficientes

Análise de Lachenbruch



Análise de Lachenbruch (Taxas de erros)

Modelo

FDL

MRL

Grupo 0

Grupo 1

Geral

Imprimir

Terminar


```
! ws1 As Workspace
! ws2 As Workspace
! rs1 As Recordset
! rs2 As Recordset
! rs3 As Recordset
! rs4 As Recordset
! db1 As Database
! db2 As Database
! db3 As Database
vate Y() As Double
vate YLach() As Double
vate DESCARTE As Double
vate X() As Double
vate Xt() As Double
vate Xbar0() As Double
vate Xbar1() As Double
vate Sbar() As Double
vate Dbar() As Double
vate U() As Double
vate Ut() As Double
vate Z() As Double
vate Zt() As Double
vate NL0 As Integer
vate L0 As Integer
vate NL1 As Integer
vate L1 As Integer
vate Cov0() As Double
vate Cov1() As Double
vate Sp() As Double
vate SpInv() As Double
vate CFD() As Double
vate CFDtela() As Currency
vate CFDLach() As Double
vate BETA() As Double
vate BETAtela() As Currency
vate BETALach() As Double
vate dLdB() As Double
vate Ib() As Double
vate IbInv() As Double
vate PX() As Double
vate Sb() As Double
vate SbIb() As Double
vate CAMPO() As Integer
vate VarClass As Integer
vate VarInd As Integer
vate OBS() As Double
vate SOMA As Double
.ic I As Integer
.ic J As Integer
.ic K As Integer
.ic CONT As Integer
.ic LINHAS As Integer
.ic COLUNAS As Integer
.ic PIVOT As Integer
.ic MULTI As Double
vate ESCz() As Double
vate ESCu() As Double
vate SZ As Double
vate SU As Double
vate ValCorte As Double
vate NORMA() As Double
vate PASSO As Integer
vate ITER As Integer
vate ERRO As Double
.ic APERFDL0 As Currency
.ic APERFDL1 As Currency
.ic APERMRL0 As Currency
```

```

.ic APERMRL1 As Currency
.ic APERFDL As Currency
.ic APERMRL As Currency
.ic DM As Integer
.rate AUXbar0() As Double
.rate AUXbar1() As Double
.rate DSCbar1() As Double
.rate DSCbar0() As Double
.rate CovLach0() As Double
.rate InvCovLach0() As Double
.rate CovLach1() As Double
.rate InvCovLach1() As Double
.rate AUXLach0() As Double
.rate AUXlach1() As Double
.rate P0() As Double
.rate P1() As Double
.rate EscLach0() As Double
.rate EscLach1() As Double
.rate SEL0 As Double
.rate SEL1 As Double
.ic VC0 As Double
.ic VC1 As Double
.rate OBSLach() As Double
.rate DELTALach() As Double
.rate ACERTOS As Integer
.rate ERROSfdl0 As Integer
.rate ERROSfdl1 As Integer
.rate ERROSmrl0 As Integer
.rate ERROSmrl1 As Integer
.rate XLach() As Double
.rate XLachT() As Double
.rate ULach() As Double
.rate ULachT() As Double
.rate ZLach() As Double
.rate ZLachT() As Double
.rate SbarLach() As Double
.rate DbarLach() As Double
.rate SpLach() As Double
.rate SpLachInv() As Double
.rate ESCORE As Double
.rate PXLach() As Double
.rate AUXILIAR() As Double
.rate SCR As Double

ate Sub CmdAbrir_Click()
CboTabelas.Clear
Dlog.DefaultExt = "XLS"
Dlog.filename = ""
Dlog.Filter = "Bancos de dados EXCEL(*.XLS)|*.XLS|*.*"
Dlog.Flags = OFN_FILEMUSTEXIST
Dlog.Action = 1
If Dlog.filename = "" Then Exit Sub
OpenDataFile Dlog.filename
MsgBox "Banco de dados já disponível !"
Sub

OpenDataFile(ByVal DataFile As String)
Dim I As Integer
For I = 0 To 31
    indice(I).Visible = False
    nome(I).Visible = False
    cfdl(I).Visible = False
    cmrl(I).Visible = False
Next I
TextLachenbruch.Visible = False
TextModelo.Visible = False
TextTaxa0.Visible = False

```

```

TextTaxa1.Visible = False
TextFDLerro.Visible = False
TextMRLerro.Visible = False
TextLachFDL0.Visible = False
TextLachFDL1.Visible = False
TextLachMRL0.Visible = False
TextLachMRL1.Visible = False
TextGeral.Visible = False
TextLachFDL.Visible = False
TextLachMRL.Visible = False
DtaTabela.Connect = "excel 8.0"
DtaTabela.DatabaseName = DataFile
DtaTabela.ReadOnly = True
DtaTabela.Exclusive = True
DtaTabela.Refresh
For I = 0 To DtaTabela.Database.TableDefs.Count - 1
    CboTabelas.AddItem DtaTabela.Database.TableDefs(I).Name
Next I
CboTabelas.Text = "Selecione arquivo !"
Sub

, CboTabelas_Click()
    FillGrid CboTabelas.Text
Sub

, FillGrid(ByVal TableName As String)
    'CellWidth As Integer
    DtaTabela.RecordSource = TableName
    GrdDados.Cols = DtaTabela.Database(TableName).Fields.Count
    GrdDados.Row = 0
    For I = 0 To DtaTabela.Database(TableName).Fields.Count - 1
        GrdDados.Col = I
        GrdDados.Text = DtaTabela.Database(TableName).Fields(I).Name
        GrdDados.ColWidth(I) = TextWidth(GrdDados.Text) + 100
    Next I
    DtaTabela.Refresh
    DtaTabela.Recordset.MoveLast
    GrdDados.Rows = DtaTabela.Recordset.RecordCount + 1
    DtaTabela.Recordset.MoveFirst
    GrdDados.Row = 0
    Do While Not DtaTabela.Recordset.EOF
        GrdDados.Row = GrdDados.Row + 1
        For I = 0 To DtaTabela.Database(TableName).Fields.Count - 1
            GrdDados.Col = I
            If IsNull(DtaTabela.Recordset(I).Value) Then
                GrdDados.Text = 0
            Else
                GrdDados.Text = DtaTabela.Recordset(I).V
            End If
            CellWidth = TextWidth(GrdDados.Text) + 100
            If CellWidth > GrdDados.ColWidth(I) Then
                GrdDados.ColWidth(I) = CellWidth
            End If
        Next I
        DtaTabela.Recordset.MoveNext
    Loop
    LINHAS = DtaTabela.Recordset.RecordCount
    COLUNAS = DtaTabela.Recordset.Fields.Count
    MsgBox "Número de variáveis: " & COLUNAS
    MsgBox "Número de observações: " & LINHAS
    DtaTabela.Recordset.MoveFirst
    ReDim OBS(LINHAS, COLUNAS)
    For I = 1 To LINHAS
        For J = 1 To COLUNAS
            OBS(I, J) = DtaTabela.Recordset(J - 1).Value
        Next J
    Next I

```

```

DtaTabela.Recordset.MoveNext
Next I
DtaTabela.Recordset.MoveFirst
For I = 1 To COLUNAS
    indice(I).Visible = True
    indice(I) = I
    nome(I).Visible = True
    nome(I) = DtaTabela.Recordset(I - 1).Name
Next I
MsgBox "BANCO DE DADOS ABERTO !"
Sub

```

```

ivate Sub CmdAnalisar_Click()
tLachenbruch.Visible = True
tModelo.Visible = True
tTaxa0.Visible = True
tTaxa1.Visible = True
tFDLerro.Visible = True
tMRLerro.Visible = True
tLachFDL0.Visible = True
tLachFDL1.Visible = True
tLachMRL0.Visible = True
tLachMRL1.Visible = True
tGeral.Visible = True
tLachFDL.Visible = True
tLachMRL.Visible = True
im P0(1 To VarInd + 1)
im AUXbar0(1 To VarInd)
im AUXbar1(1 To VarInd)
im SP0inv(VarInd, VarInd)
im EscLach0(1 To NL0 + 1)
im EscLach1(1 To NL1 + 1)
im DELTALach(0 To VarInd)
im OBSLach(LINHAS, VarInd + 1)
im XLach(LINHAS + 1, COLUNAS + 1)
im XLachT(COLUNAS + 1, LINHAS + 1)
im ZLach(LINHAS, VarInd)
im ULach(LINHAS, VarInd)
im ZLachT(VarInd, LINHAS)
im ULachT(VarInd, LINHAS)
im YLach(1 To LINHAS)
im SbarLach(1 To VarInd)
im DbarLach(1 To VarInd)
im CovLach0(VarInd, VarInd)
im CovLach1(VarInd, VarInd)
im SpLach(VarInd, VarInd)
im SpLachInv(VarInd, VarInd)
im CFDLach(1 To VarInd)
im BETALach(0 To VarInd + 1)
im PXLach(1 To LINHAS)
im AUXILIAR(LINHAS, VarInd + 1)
I = 1 To LINHAS
For J = 1 To VarInd
    XLach(I, J) = OBS(I, CAMPO(J))
Next J
I
I = 1 To LINHAS
XLach(I, 0) = Y(I)
I
I = 0 To VarInd
For J = 1 To LINHAS
    XLachT(I, J) = XLach(J, I)
Next J
I
I = 1 To LINHAS
For J = 0 To VarInd
    OBSLach(I, J) = XLach(I, J)

```

```

Next J
xt I
r DM = 1 To LINHAS
  For I = 1 To LINHAS
    For J = 0 To VarInd
      DELTALach(J) = OBSLach(1, J)
    Next J
    If I < LINHAS Then
      For J = 0 To VarInd
        XLach(I, J) = XLach(I + 1, J)
      Next J
    Else
      For J = 0 To VarInd
        XLach(I, J) = DELTALach(J)
      Next J
    End If
  Next I
  For I = 1 To LINHAS - 1
    For J = 0 To VarInd
      OBSLach(I, J) = XLach(I, J)
    Next J
  Next I
  For I = 1 To LINHAS - 1
    For J = 1 To VarInd
      AUXILIAR(I, J) = XLach(I, J)
    Next J
  Next I
  For I = 1 To LINHAS - 1
    YLach(I) = XLach(I, 0)
  Next I
  For I = 1 To LINHAS - 1
    AUXILIAR(I, 0) = 1
  Next I
  L0 = 1
  L1 = 1
  For I = 1 To LINHAS - 1
    If OBSLach(I, 0) = 0 Then
      For J = 1 To VarInd
        ZLach(L0, J) = OBSLach(I, J)
      Next J
      L0 = L0 + 1
    End If
  Next I
  L0 = L0 - 1
  For I = 1 To LINHAS - 1
    If OBSLach(I, 0) = 1 Then
      For J = 1 To VarInd
        ULach(L1, J) = OBSLach(I, J)
      Next J
      L1 = L1 + 1
    End If
  Next I
  L1 = L1 - 1
  For I = 1 To VarInd
    For J = 1 To L1
      ULachT(I, J) = ULach(J, I)
    Next J
  Next I
  For I = 1 To VarInd
    For J = 1 To L0
      ZLachT(I, J) = ZLach(J, I)
    Next J
  Next I
  For I = 1 To VarInd
    SOMA = 0
    For J = 1 To L0
      SOMA = SOMA + ZLachT(I, J)
    Next J
  Next I

```

```

Next J
AUXbar0(I) = SOMA / L0
Next I
For I = 1 To VarInd
    SOMA = 0
    For J = 1 To L1
        SOMA = SOMA + ULachT(I, J)
    Next J
    AUXbar1(I) = SOMA / L1
Next I
For I = 1 To VarInd
    DbarLach(I) = AUXbar0(I) - AUXbar1(I)
    SbarLach(I) = AUXbar0(I) + AUXbar1(I)
Next I
For K = 1 To VarInd
    For J = 1 To VarInd
        SOMA = 0
        For I = 1 To L0
            SOMA = SOMA + (ZLach(I, J) - AUXbar0(J)) * (ZLach(I, K) - AUXbar0(K))
        Next I
        CovLach0(K, J) = SOMA / (L0 - 1)
    Next J
Next K
For K = 1 To VarInd
    For J = 1 To VarInd
        SOMA = 0
        For I = 1 To L1
            SOMA = SOMA + (ULach(I, J) - AUXbar1(J)) * (ULach(I, K) - AUXbar1(K))
        Next I
        CovLach1(K, J) = SOMA / (L1 - 1)
    Next J
Next K
For I = 1 To VarInd
    For J = 1 To VarInd
        SpLach(I, J) = (((L0 - 1) * CovLach0(I, J)) + ((L1 - 1) * CovLach1(I, J))) / (L0 + L
2)
    Next J
Next I
For I = 1 To VarInd
    For J = 1 To VarInd
        If I = J Then
            SpLachInv(I, J) = 1
        Else
            SpLachInv(I, J) = 0
        End If
    Next J
Next I
For PIVOT = 1 To VarInd
    MULTI = SpLach(PIVOT, PIVOT)
    For J = 1 To VarInd
        SpLach(PIVOT, J) = SpLach(PIVOT, J) / MULTI
        SpLachInv(PIVOT, J) = SpLachInv(PIVOT, J) / MULTI
    Next J
    For I = 1 To VarInd
        If I <> PIVOT Then
            MULTI = SpLach(I, PIVOT)
            For J = 1 To VarInd
                SpLach(I, J) = SpLach(I, J) - SpLach(PIVOT, J) * MULTI
                SpLachInv(I, J) = SpLachInv(I, J) - SpLachInv(PIVOT, J) * MULT
            Next J
        End If
    Next I
Next PIVOT
For J = 1 To VarInd
    SOMA = 0
    For I = 1 To VarInd

```

```

        SOMA = SOMA + DbarLach(I) * SpLachInv(I, J)
    Next I
    CFDLach(J) = SOMA
Next J
For I = 1 To L0
    SOMA = 0
    For J = 1 To VarInd
        SOMA = SOMA + CFDLach(J) * ZLach(I, J)
    Next J
    EscLach0(I) = SOMA
Next I
For I = 1 To L1
    SOMA = 0
    For J = 1 To VarInd
        SOMA = SOMA + CFDLach(J) * ULach(I, J)
    Next J
    EscLach1(I) = SOMA
Next I
For I = 1 To L0
    SOMA = SOMA + EscLach0(I)
Next I
SZ = SOMA / L0
SOMA = 0
For I = 1 To L1
    SOMA = SOMA + EscLach1(I)
Next I
SU = SOMA / L1
ValCorte = 0.5 * (SZ + SU)
SOMA = 0
For J = 1 To VarInd
    SOMA = SOMA + CFDLach(J) * DELTALach(J)
Next J
ESCORE = SOMA
If ESCORE < ValCorte Then
    K = 1
Else
    K = 0
End If
If K = 1 And DELTALach(0) = 0 Then ERROSfdl0 = ERROSfdl0 + 1
If K = 0 And DELTALach(0) = 1 Then ERROSfdl1 = ERROSfdl1 + 1
For I = 0 To VarInd + 1
    BETALach(I) = 0
Next I
ESCORE = 0
For PASSO = 1 To 3
    NORMA(0) = 0
    For I = 1 To LINHAS - 1
        SOMA = 0
        For J = 0 To VarInd
            SOMA = SOMA + BETALach(J) * AUXILIAR(I, J)
        Next J
        PXLach(I) = ((Exp(SOMA)) / (1 + Exp(SOMA)))
    Next I
    ReDim dLdB(0 To LINHAS + 1)
    For J = 0 To VarInd
        SOMA = 0
        For I = 1 To LINHAS - 1
            SOMA = SOMA + AUXILIAR(I, J) * (YLach(I) - PXLach(I))
        Next I
        dLdB(J) = SOMA
    Next J
    For CONT = 0 To VarInd
        SOMA = 0
        For J = 0 To VarInd
            SOMA = 0
            For I = 1 To LINHAS - 1
                SOMA = SOMA + (AUXILIAR(I, CONT) * AUXILIAR(I, J) * PXLach(I) * (1 - PXLach(

```

))

```

        Next I
        Ib(CONT, J) = SOMA
    Next J
Next CONT
For I = 0 To VarInd
    For J = 0 To VarInd
        If I = J Then
            IbInv(I, J) = 1
        Else
            IbInv(I, J) = 0
        End If
    Next J
Next I
For PIVOT = 0 To VarInd
    If Abs(Ib(PIVOT, PIVOT)) < 1E-100 Then
        MsgBox "Elemento nulo na diagonal"
        End
    Else
        MULTI = Ib(PIVOT, PIVOT)

    End If
    For CONT = 0 To VarInd
        Ib(PIVOT, CONT) = Ib(PIVOT, CONT) / MULTI
        IbInv(PIVOT, CONT) = IbInv(PIVOT, CONT) / MULTI
    Next CONT
    For ITER = 0 To VarInd
        If ITER <> PIVOT Then
            MULTI = Ib(ITER, PIVOT)
            For K = 0 To VarInd
                Ib(ITER, K) = Ib(ITER, K) - (Ib(PIVOT, K) * MULTI)
                IbInv(ITER, K) = IbInv(ITER, K) - (IbInv(PIVOT, K) * MUL
            Next K
        End If
    Next ITER
Next PIVOT
ReDim Sb(0 To VarInd + 1)
For I = 0 To VarInd
    Sb(I) = dLdB(I)
Next I
ReDim SbIb(0 To VarInd + 1)
For I = 0 To VarInd
    SOMA = 0
    For J = 0 To VarInd
        SOMA = SOMA + IbInv(I, J) * Sb(J)
    Next J
    SbIb(I) = SOMA
Next I
For I = 0 To VarInd
    BETALach(I) = BETA(I) + SbIb(I)
Next I
SOMA = 0
For J = 0 To VarInd
    SOMA = SOMA + ((BETALach(J)) ^ 2)
Next J
NORMA(PASSO) = SOMA ^ 0.5
ERRO = Abs(NORMA(PASSO) - NORMA(PASSO - 1))
Next PASSO
SOMA = 0
For J = 1 To VarInd
    SOMA = SOMA + BETALach(J) * DELTALach(J)
Next J
SCR = SOMA + BETALach(0)
If (Exp(SCR) / (1 + Exp(SCR))) < 0.5 Then
    K = 0
Else
    K = 1

```



```

End If
If K = 0 And DELTALach(0) = 1 Then ERROSmr11 = ERROSmr11 + 1
If K = 1 And DELTALach(0) = 0 Then ERROSmr10 = ERROSmr10 + 1
t DM
:RFDL0 = ERROsfdl0 / NL0
:RFDL1 = ERROsfdl1 / NL1
:RFDL = (ERROsfdl0 + ERROsfdl1) / (NL0 + NL1)
:RMRL = (ERROSmr10 + ERROSmr11) / (NL0 + NL1)
:tLachFDL0 = APERFDL0
:tLachFDL1 = APERFDL1
:RMRL0 = ERROSmr10 / NL0
:RMRL1 = ERROSmr11 / NL1
:tLachMRL0 = APERMRL0
:tLachMRL1 = APERMRL1
:tLachFDL = APERFDL
:tLachMRL = APERMRL
Box "TAREFA CONCLUÍDA !"
! Sub

ivate Sub CmdCalcularCoef_Click()
im CFD(1 To VarInd + 1)
  J = 1 To VarInd
  SOMA = 0
  For I = 1 To VarInd
    SOMA = SOMA + Dbar(I) * SpInv(I, J)
  Next I
  CFD(J) = SOMA
t J
im CFDtela(1 To VarInd + 1)
  J = 1 To VarInd
  cfdl(0).Visible = True
  cfdl(0) = "FDL"
  cfdl(J).Visible = True
  CFDtela(J) = CFD(J)
  cfdl(J) = CFDtela(J)
t J
im ESCz(1 To NL0)
  I = 1 To NL0
  SOMA = 0
  For J = 1 To VarInd
    SOMA = SOMA + CFD(J) * Z(I, J)
  Next J
  ESCz(I) = SOMA
t I
im ESCu(1 To NL1)
  I = 1 To NL1
  SOMA = 0
  For J = 1 To VarInd
    SOMA = SOMA + CFD(J) * U(I, J)
  Next J
  ESCu(I) = SOMA
t I
A = 0
  I = 1 To NL0
  SOMA = SOMA + ESCz(I)
t I
= SOMA / NL0
A = 0
  I = 1 To NL1
  SOMA = SOMA + ESCu(I)
t I
= SOMA / NL1
Corte = 0.5 * (SZ + SU)
Box "O valor de corte é " & ValCorte
l(0).Visible = True
l(0) = "MRL"
im BETAtela(0 To VarInd + 1)

```

```

r I = 1 To VarInd
    cmrl(I).Visible = True
    BETAtela(I) = BETA(I)
    cmrl(I) = BETAtela(I)
xt I
ne(I).Visible = True
ne(I) = "Constante"
rl(I).Visible = True
IAtela(0) = BETA(0)
rl(I) = BETAtela(0)
MsgBox "TAREFA CONCLUÍDA !"
MA = 0
End Sub

Private Sub CmdImprimir_Click()
    ExaminarDados.PrintForm
End Sub

Private Sub CmdSelecionarVariaveis_Click()
    dtTabela.Recordset.MoveFirst
    VarClass = InputBox("Qual a variável de classificação ?")
    NL0 = 0
    NL1 = 0
    Dim Y(1 To LINHAS)
    For I = 1 To LINHAS
        Y(I) = OBS(I, VarClass)
        If Y(I) = 0 Then
            NL0 = NL0 + 1
        Else
            NL1 = NL1 + 1
        End If
    Next I
    dtTabela.Recordset.MoveNext
    MsgBox "O grupo 0 contém " & NL0 & " observações"
    MsgBox "O grupo 1 contém " & NL1 & " observações"
    dtTabela.Recordset.MoveFirst
    Ind = InputBox("Quantas variáveis independentes ?")
    Dim CAMPO(1 To VarInd)
    For I = 1 To VarInd
        CAMPO(I) = InputBox("Qual a variável ?")
        nome(I) = dtTabela.Recordset(CAMPO(I) - 1).Name
    Next I
    indice(0) = "Índice"
    nome(0) = "Variável"
    cfdl(0) = "FDL"
    cmrl(0) = "MRL"
    For I = VarInd + 1 To COLUNAS
        indice(I).Visible = False
        nome(I).Visible = False
        cfdl(I).Visible = False
        cmrl(I).Visible = False
    Next I
    dtTabela.Recordset.MoveFirst
    Dim X(LINHAS, COLUNAS + 1)
    For I = 1 To LINHAS
        For J = 1 To VarInd
            X(I, J) = OBS(I, CAMPO(J))
        Next J
    Next I
    Dim Xt(COLUNAS + 1, LINHAS + 1)
    Xt(0, 0) = 1
    For I = 1 To LINHAS
        For J = 1 To VarInd
            Xt(I, J) = X(I, J)
        Next J
    Next I

```

```

<t I
Dim U(NL1, VarInd)
Dim Z(NL0, VarInd)
= 1
= 1
: I = 1 To LINHAS
  If Y(I) = 0 Then
    For J = 1 To VarInd
      Z(L0, J) = OBS(I, CAMPO(J))
    Next J
    L0 = L0 + 1
  End If
<t I
: I = 1 To LINHAS
  If Y(I) = 1 Then
    For J = 1 To VarInd
      U(L1, J) = OBS(I, CAMPO(J))
    Next J
    L1 = L1 + 1
  End If
<t I
Dim Ut(VarInd, NL1)
: I = 1 To VarInd
  For J = 1 To NL1
    Ut(I, J) = U(J, I)
  Next J
<t I
Dim Zt(VarInd, NL0)
: I = 1 To VarInd
  For J = 1 To NL0
    Zt(I, J) = Z(J, I)
  Next J
<t I
Dim Xbar0(1 To VarInd)
: I = 1 To VarInd
  SOMA = 0
  For J = 1 To NL0
    SOMA = SOMA + Zt(I, J)
  Next J
  Xbar0(I) = SOMA / NL0
<t I
Dim Xbar1(1 To VarInd)
: I = 1 To VarInd
  SOMA = 0
  For J = 1 To NL1
    SOMA = SOMA + Ut(I, J)
  Next J
  Xbar1(I) = SOMA / NL1
<t I
Dim Sbar(1 To VarInd)
: I = 1 To VarInd
  Sbar(I) = Xbar0(I) + Xbar1(I)
<t I
Dim Dbar(1 To VarInd)
: I = 1 To VarInd
  Dbar(I) = Xbar0(I) - Xbar1(I)
<t I
Dim Cov0(VarInd, VarInd)
K = 1 To VarInd
For J = 1 To VarInd
  SOMA = 0
  For I = 1 To NL0
    SOMA = SOMA + (Z(I, J) - Xbar0(J)) * (Z(I, K) - Xbar0(K))
  Next I
  Cov0(K, J) = SOMA / (NL0 - 1)
Next J
<t K

```

```

Dim Covl(VarInd, VarInd)
: K = 1 To VarInd
  For J = 1 To VarInd
    SOMA = 0
    For I = 1 To NL1
      SOMA = SOMA + (U(I, J) - Xbar1(J)) * (U(I, K) - Xbar1(K))
    Next I
    Covl(K, J) = SOMA / (NL1 - 1)
  Next J
: K
: K
Dim Sp(VarInd, VarInd)
: I = 1 To VarInd
  For J = 1 To VarInd
    Sp(I, J) = ((NL0 - 1) * Cov0(I, J)) + ((NL1 - 1) * Covl(I, J)) / (NL0 + NL1 - 2)
  Next J
: I
Dim SpInv(VarInd, VarInd)
: I = 1 To VarInd
  For J = 1 To VarInd
    If I = J Then
      SpInv(I, J) = 1
    Else
      SpInv(I, J) = 0
    End If
  Next J
: I
: PIVOT = 1 To VarInd
  MULTI = Sp(PIVOT, PIVOT)
  For J = 1 To VarInd
    Sp(PIVOT, J) = Sp(PIVOT, J) / MULTI
    SpInv(PIVOT, J) = SpInv(PIVOT, J) / MULTI
  Next J
  For I = 1 To VarInd
    If I <> PIVOT Then
      MULTI = Sp(I, PIVOT)
      For J = 1 To VarInd
        Sp(I, J) = Sp(I, J) - Sp(PIVOT, J) * MULTI
        SpInv(I, J) = SpInv(I, J) - SpInv(PIVOT, J) * MULTI
      Next J
    End If
  Next I
: PIVOT
Dim BETA(0 To VarInd + 1)
: I = 0 To VarInd + 1
  BETA(I) = 0
: I
Dim PX(1 To LINHAS + 1)
Dim NORMA(0 To 20)
: PASSO = 1 To 5
  NORMA(0) = 0
  For I = 1 To LINHAS
    SOMA = 0
    For J = 0 To VarInd
      SOMA = SOMA + BETA(J) * X(I, J)
    Next J
    PX(I) = (Exp(SOMA)) / (1 + Exp(SOMA))
  Next I
  ReDim dLdB(0 To LINHAS + 1)
  For J = 0 To VarInd
    SOMA = 0
    For I = 1 To LINHAS
      SOMA = SOMA + (X(I, J) * (Y(I) - PX(I)))
    Next I
    dLdB(J) = SOMA
  Next J
  ReDim Ib(LINHAS + 1, LINHAS + 1)
  For CONT = 0 To VarInd

```

```

SOMA = 0
For J = 0 To VarInd
    SOMA = 0
    For I = 1 To LINHAS
        SOMA = SOMA + (X(I, CONT) * X(I, J) * PX(I) * (1 - PX(I)))
    Next I
    Ib(CONT, J) = SOMA
Next J
Next CONT
ReDim IbInv(LINHAS + 1, LINHAS + 1)
For I = 0 To VarInd
    For J = 0 To VarInd
        If I = J Then
            IbInv(I, J) = 1
        Else
            IbInv(I, J) = 0
        End If
    Next J
Next I
For PIVOT = 0 To VarInd
    If Abs(Ib(PIVOT, PIVOT)) < 1E-100 Then
        End
    Else
        MULTI = Ib(PIVOT, PIVOT)
    End If
    For CONT = 0 To VarInd
        Ib(PIVOT, CONT) = Ib(PIVOT, CONT) / MULTI
        IbInv(PIVOT, CONT) = IbInv(PIVOT, CONT) / MULTI
    Next CONT
    For ITER = 0 To VarInd
        If ITER <> PIVOT Then
            MULTI = Ib(ITER, PIVOT)
            For K = 0 To VarInd
                Ib(ITER, K) = Ib(ITER, K) - (Ib(PIVOT, K) * MULTI)
                IbInv(ITER, K) = IbInv(ITER, K) - (IbInv(PIVOT, K) * MULTI)
            Next K
        End If
    Next ITER
Next PIVOT
ReDim Sb(0 To VarInd + 1)
For I = 0 To VarInd
    Sb(I) = dLdB(I)
Next I
ReDim SbIb(0 To VarInd + 1)
For I = 0 To VarInd
    SOMA = 0
    For J = 0 To VarInd
        SOMA = SOMA + IbInv(I, J) * Sb(J)
    Next J
    SbIb(I) = SOMA
Next I
For I = 0 To VarInd
    BETA(I) = BETA(I) + SbIb(I)
Next I
SOMA = 0
For J = 0 To VarInd
    SOMA = SOMA + ((BETA(J)) ^ 2)
Next J
NORMA(PASSO) = SOMA ^ 0.5
ERRO = Abs(NORMA(PASSO) - NORMA(PASSO - 1))
t PASSO
Box "TAREFA CONCLUÍDA !"
Sub

vate Sub CmdTerminar_Click()
End
Sub

```

ANEXO II: MATRIZ DE DADOS

| TIPOCLI | LIMITE | SEXO | TEMPORES | CODCARGO | DATAADMI | SEGAUTO | SEGRES | SEGRUBO | SEGVIDA | RENDA | IDADE | TEMPOEMP | IDADECONJ | CELULAR | CEP |
|---------|---------|------|----------|----------|----------|---------|--------|---------|---------|---------|-------|----------|-----------|---------|-------|
| 0 | 3000,00 | 1 | 2 | 24120 | 19860613 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 42 | 13 | 0 | 0 | 83055 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 16 | 99915 | 19880113 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3000,00 | 46 | 12 | 39 | 0 | 87340 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 8 | 30110 | 19791101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1773,77 | 40 | 20 | 35 | 0 | 81750 |
| 1 | 1600,00 | 1 | 36 | 33135 | 19821201 | 1 | 1 | 0 | 1 | 3000,00 | 42 | 17 | 39 | 0 | 80050 |
| 1 | 700,00 | 1 | 15 | 2410 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 700,00 | 39 | 0 | 39 | 0 | 81730 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 11 | 41080 | 19940608 | 1 | 1 | 0 | 0 | 4000,00 | 39 | 5 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 1 | 99917 | 19940905 | 1 | 1 | 0 | 0 | 6300,00 | 34 | 5 | 38 | 0 | 83050 |
| 1 | 1100,00 | 2 | 5 | 3010 | 19830705 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1161,20 | 34 | 16 | 39 | 0 | 81560 |
| 1 | 1320,00 | 1 | 4 | 3010 | 19870414 | 1 | 0 | 0 | 1 | 718,03 | 31 | 12 | 37 | 0 | 81200 |
| 1 | 3500,00 | 2 | 3 | 99910 | 19960101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 800,00 | 35 | 4 | 0 | 0 | 80050 |
| 1 | 600,00 | 2 | 21 | 32105 | 19970915 | 1 | 1 | 0 | 1 | 800,00 | 25 | 2 | 0 | 0 | 80220 |
| 1 | 4400,00 | 1 | 15 | 99990 | 19690106 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2220,78 | 64 | 31 | 63 | 0 | 82315 |
| 1 | 1400,00 | 1 | 5 | 8320 | 19650729 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2976,36 | 54 | 34 | 53 | 0 | 80520 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 6 | 30120 | 19771124 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3700,00 | 44 | 22 | 43 | 0 | 81630 |
| 1 | 900,00 | 2 | 2 | 39315 | 19740426 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1243,29 | 48 | 25 | 43 | 0 | 82560 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 10 | 30120 | 19870504 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1414,00 | 45 | 12 | 0 | 0 | 83707 |
| 0 | 1200,00 | 1 | 8 | 30120 | 19870126 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1377,00 | 44 | 12 | 37 | 0 | 83703 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 8 | 32105 | 19690127 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1467,13 | 53 | 30 | 0 | 0 | 80530 |
| 1 | 500,00 | 2 | 18 | 39315 | 19780918 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1243,29 | 46 | 21 | 0 | 0 | 81170 |
| 1 | 1300,00 | 2 | 18 | 8420 | 19760606 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1419,51 | 41 | 23 | 44 | 0 | 81170 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 36 | 99917 | 19830823 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2311,78 | 37 | 16 | 0 | 0 | 82540 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 10 | 32105 | 19910205 | 1 | 1 | 0 | 0 | 651,36 | 38 | 8 | 31 | 0 | 81560 |
| 1 | 1300,00 | 2 | 1 | 15240 | 19950501 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2276,17 | 27 | 4 | 0 | 1 | 82110 |
| 0 | 700,00 | 1 | 2 | 30110 | 19940815 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1827,67 | 37 | 5 | 35 | 1 | 81230 |
| 1 | 600,00 | 1 | 10 | 41070 | 19810202 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1690,00 | 34 | 18 | 31 | 0 | 83540 |
| 1 | 900,00 | 1 | 2 | 24125 | 19850617 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1557,87 | 34 | 14 | 33 | 0 | 86390 |
| 1 | 4000,00 | 2 | 23 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 613,00 | 58 | 0 | 0 | 0 | 80420 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 20 | 2410 | 19830321 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1347,50 | 32 | 16 | 0 | 0 | 81810 |
| 1 | 700,00 | 1 | 1 | 3010 | 19871218 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2019,00 | 30 | 12 | 29 | 0 | 80620 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 30 | 99913 | 19960305 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3738,15 | 35 | 3 | 0 | 0 | 80010 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 2 | 8322 | 19971015 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2081,05 | 30 | 2 | 31 | 0 | 80610 |
| 0 | 900,00 | 1 | 2 | 3010 | 19900416 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1243,29 | 29 | 9 | 0 | 0 | 82510 |
| 1 | 900,00 | 1 | 2 | 42120 | 19891101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1472,54 | 27 | 10 | 23 | 0 | 81260 |
| 1 | 800,00 | 1 | 5 | 41080 | 19950403 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1782,21 | 27 | 4 | 0 | 0 | 80620 |
| 1 | 600,00 | 1 | 19 | 3010 | 19931002 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3008,00 | 28 | 6 | 0 | 0 | 82510 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 10 | 24120 | 19950101 | 1 | 1 | 0 | 1 | 5494,03 | 64 | 5 | 63 | 0 | 82510 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|---------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 600,00 | 1 | 12 | 99917 | 19890502 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 44 | 10 | 43 | 0 | 80215 |
| 1 | 800,00 | 2 | 10 | 3010 | 19750408 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1141,39 | 44 | 24 | 39 | 0 | 81750 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 6 | 19120 | 19860306 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2473,96 | 41 | 13 | 46 | 0 | 82100 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 15 | 3010 | 19880515 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3356,81 | 44 | 11 | 42 | 0 | 82700 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 8 | 30120 | 19771103 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2297,43 | 41 | 22 | 36 | 0 | 81310 |
| 1 | 600,00 | 2 | 24 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 53 | 0 | 50 | 0 | 82510 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 0 | 32105 | 19680409 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1900,00 | 48 | 31 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 1900,00 | 2 | 5 | 32105 | 19790517 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2500,00 | 40 | 20 | 47 | 0 | 80530 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 5 | 13110 | 19780201 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3000,00 | 46 | 21 | 0 | 0 | 86380 |
| 1 | 700,00 | 2 | 21 | 32105 | 19890616 | 0 | 1 | 0 | 1 | 750,00 | 36 | 10 | 0 | 0 | 81750 |
| 0 | 2800,00 | 1 | 4 | 99918 | 19920901 | 0 | 1 | 0 | 1 | 2500,00 | 38 | 7 | 0 | 1 | 80620 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 33 | 99918 | 19941001 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4500,00 | 34 | 5 | 34 | 0 | 83280 |
| 0 | 700,00 | 2 | 2 | 32105 | 19920203 | 1 | 0 | 0 | 0 | 120,00 | 34 | 7 | 0 | 0 | 80060 |
| 1 | 700,00 | 2 | 15 | 32105 | 19960624 | 1 | 0 | 0 | 0 | 740,00 | 37 | 3 | 0 | 0 | 83326 |
| 1 | 700,00 | 1 | 3 | 39320 | 19890201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 847,38 | 30 | 10 | 30 | 0 | 81810 |
| 1 | 700,00 | 1 | 27 | 3010 | 19930208 | 1 | 0 | 0 | 0 | 730,73 | 30 | 6 | 0 | 0 | 85550 |
| 1 | 800,00 | 2 | 0 | 24120 | 19870601 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1094,00 | 31 | 12 | 0 | 0 | 80060 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 1 | 15240 | 19911201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1600,00 | 31 | 8 | 27 | 1 | 86010 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 27 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 31 | 0 | 0 | 0 | 80030 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 2 | 2210 | 19960106 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2600,00 | 30 | 4 | 26 | 0 | 85990 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 0 | 39315 | 19910826 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1197,00 | 28 | 8 | 0 | 0 | 81750 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 24 | 2210 | 19940125 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2229,06 | 28 | 5 | 0 | 0 | 80240 |
| 0 | 900,00 | 1 | 3 | 24120 | 19890801 | 1 | 0 | 0 | 0 | 730,00 | 24 | 10 | 0 | 1 | 80240 |
| 1 | 600,00 | 1 | 13 | 39320 | 19930415 | 1 | 0 | 0 | 0 | 584,65 | 26 | 6 | 0 | 0 | 87705 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 10 | 43210 | 19930208 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 24 | 6 | 22 | 0 | 81530 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 15 | 6105 | 19720601 | 1 | 0 | 0 | 0 | 7679,46 | 60 | 27 | 55 | 0 | 80510 |
| 1 | 1700,00 | 1 | 9 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 685,25 | 49 | 0 | 46 | 0 | 82010 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 12 | 24120 | 19770310 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5295,62 | 48 | 22 | 43 | 0 | 80220 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 17 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 600,00 | 47 | 0 | 0 | 0 | 81010 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 2 | 30110 | 19870324 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3483,85 | 42 | 12 | 38 | 0 | 80740 |
| 1 | 1900,00 | 2 | 3 | 24120 | 19790918 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3150,00 | 39 | 20 | 44 | 0 | 81810 |
| 1 | 900,00 | 2 | 34 | 42120 | 19930401 | 1 | 0 | 0 | 1 | 998,00 | 40 | 6 | 0 | 0 | 82520 |
| 0 | 1051,00 | 1 | 5 | 99917 | 19901001 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1000,00 | 36 | 9 | 35 | 0 | 87043 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 50 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1445,99 | 53 | 0 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 19 | 99918 | 19960122 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2500,00 | 36 | 3 | 37 | 0 | 80610 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 20 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 600,00 | 62 | 0 | 68 | 0 | 80240 |
| 1 | 1800,00 | 2 | 12 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 818,00 | 55 | 0 | 58 | 0 | 80250 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 0 | 1000,00 | 1 | 5 | 24120 | 19921201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 36 | 7 | 32 | 0 | 86380 |
| 1 | 1400,00 | 1 | 2 | 8420 | 19821109 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1852,86 | 32 | 17 | 33 | 0 | 81150 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 1 | 99918 | 19950601 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2500,00 | 27 | 4 | 0 | 0 | 80020 |
| 1 | 900,00 | 2 | 15 | 30120 | 19820501 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1300,00 | 41 | 17 | 0 | 0 | 80310 |
| 1 | 600,00 | 2 | 1 | 41050 | 19940511 | 1 | 0 | 0 | 1 | 764,00 | 25 | 5 | 0 | 0 | 80030 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 8 | 24125 | 19880516 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 29 | 11 | 0 | 1 | 80230 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 2 | 30165 | 19870201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3760,00 | 29 | 12 | 30 | 0 | 80730 |
| 1 | 5000,00 | 2 | 10 | 30190 | 19821014 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5000,00 | 52 | 17 | 51 | 0 | 80730 |
| 1 | 600,00 | 1 | 19 | 24350 | 19930401 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1133,33 | 24 | 6 | 0 | 0 | 80820 |
| 1 | 1600,00 | 1 | 0 | 99910 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1550,00 | 94 | 0 | 0 | 0 | 80250 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 6 | 24120 | 19670217 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3370,00 | 49 | 32 | 40 | 0 | 82940 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 15 | 8320 | 19870909 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2387,77 | 49 | 12 | 47 | 0 | 80320 |
| 1 | 300,00 | 1 | 1 | 42220 | 19861103 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2502,24 | 44 | 13 | 41 | 0 | 81200 |
| 1 | 600,00 | 1 | 9 | 87340 | 19750320 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2600,00 | 52 | 24 | 46 | 0 | 83260 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 18 | 21410 | 19470110 | 1 | 1 | 0 | 0 | 5009,16 | 66 | 53 | 63 | 0 | 82540 |
| 1 | 4500,00 | 1 | 30 | 2210 | 19860811 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2890,00 | 35 | 13 | 36 | 0 | 81540 |
| 1 | 4500,00 | 1 | 14 | 42120 | 19820318 | 1 | 1 | 0 | 0 | 12833,00 | 47 | 17 | 46 | 0 | 82320 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 3 | 24120 | 19920604 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1921,00 | 28 | 7 | 29 | 0 | 83212 |
| 1 | 700,00 | 1 | 4 | 3010 | 19860117 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1238,88 | 34 | 14 | 35 | 0 | 80630 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 3 | 41040 | 19870406 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3500,00 | 33 | 12 | 30 | 0 | 80010 |
| 1 | 800,00 | 1 | 27 | 39320 | 19890619 | 1 | 1 | 0 | 0 | 642,06 | 29 | 10 | 0 | 0 | 84670 |
| 1 | 800,00 | 2 | 6 | 39320 | 19890602 | 1 | 1 | 0 | 0 | 589,32 | 30 | 10 | 0 | 0 | 87045 |
| 1 | 900,00 | 2 | 22 | 39315 | 19891201 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1574,00 | 28 | 10 | 0 | 0 | 81530 |
| 1 | 700,00 | 1 | 0 | 99918 | 19570829 | 1 | 1 | 0 | 1 | 2567,78 | 64 | 42 | 0 | 0 | 80220 |
| 1 | 900,00 | 1 | 35 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 723,93 | 68 | 0 | 65 | 0 | 81020 |
| 0 | 1200,00 | 1 | 2 | 24120 | 19960610 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1500,00 | 34 | 3 | 30 | 0 | 81580 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 10 | 83320 | 19900703 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1755,27 | 55 | 9 | 55 | 0 | 81770 |
| 1 | 6000,00 | 1 | 40 | 30190 | 19850502 | 0 | 1 | 0 | 1 | 47013,00 | 62 | 14 | 0 | 0 | 80430 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 20 | 98530 | 19760502 | 1 | 0 | 1 | 1 | 10000,00 | 50 | 23 | 0 | 0 | 85555 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 10 | 24120 | 19930501 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3000,00 | 44 | 6 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 5 | 24120 | 19821101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1901,70 | 36 | 17 | 31 | 0 | 86130 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 3 | 24120 | 19940505 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5000,00 | 35 | 5 | 37 | 0 | 81720 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 3 | 31125 | 19920830 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1150,00 | 36 | 7 | 36 | 0 | 80430 |
| 1 | 800,00 | 2 | 0 | 99915 | 19910317 | 1 | 1 | 0 | 1 | 5000,00 | 48 | 8 | 52 | 0 | 80220 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 2 | 3010 | 19890601 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1336,42 | 32 | 10 | 26 | 0 | 81900 |
| 1 | 5000,00 | 2 | 1 | 99910 | 19831001 | 0 | 1 | 0 | 1 | 7000,00 | 31 | 16 | 30 | 0 | 80050 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 10 | 99917 | 19481005 | 0 | 1 | 0 | 1 | 13495,17 | 86 | 51 | 76 | 0 | 83324 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|---------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 2000,00 | 1 | 15 | 43210 | 19850115 | 1 | 1 | 0 | 0 | 5000,00 | 46 | 15 | 38 | 0 | 85817 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 42 | 42120 | 19740502 | 1 | 1 | 0 | 1 | 2122,20 | 44 | 25 | 0 | 0 | 83203 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 2 | 99917 | 19930712 | 1 | 1 | 0 | 0 | 8000,00 | 33 | 6 | 43 | 0 | 86985 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 10 | 99910 | 19840210 | 1 | 1 | 0 | 0 | 5000,00 | 38 | 15 | 37 | 0 | 82620 |
| 0 | 2000,00 | 1 | 10 | 99917 | 19970301 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4000,00 | 35 | 2 | 34 | 0 | 86985 |
| 1 | 1300,00 | 1 | 9 | 3010 | 19800305 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1683,25 | 34 | 19 | 30 | 0 | 81750 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 9 | 32105 | 19820102 | 1 | 1 | 0 | 0 | 931,58 | 46 | 18 | 0 | 0 | 86080 |
| 1 | 1300,00 | 2 | 3 | 31125 | 19890527 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1505,00 | 33 | 10 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 600,00 | 2 | 27 | 33130 | 19890711 | 1 | 1 | 0 | 0 | 978,00 | 28 | 10 | 0 | 0 | 85301 |
| 1 | 800,00 | 2 | 1 | 15210 | 19850801 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1800,00 | 37 | 14 | 34 | 0 | 86075 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 16 | 11010 | 19940701 | 1 | 1 | 0 | 1 | 3000,00 | 31 | 5 | 0 | 0 | 83206 |
| 1 | 1700,00 | 2 | 10 | 13110 | 19760304 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2491,50 | 49 | 23 | 49 | 0 | 81750 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 24 | 24120 | 19890502 | 1 | 0 | 0 | 0 | 800,00 | 28 | 10 | 0 | 0 | 80420 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 4 | 3010 | 19840409 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1401,74 | 34 | 15 | 39 | 0 | 80240 |
| 1 | 900,00 | 2 | 1 | 33130 | 19900709 | 1 | 0 | 0 | 0 | 837,34 | 32 | 9 | 26 | 0 | 82820 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 20 | 24360 | 19950201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1600,00 | 30 | 4 | 0 | 0 | 82520 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 7 | 41010 | 19900101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5000,00 | 43 | 10 | 50 | 0 | 82940 |
| 1 | 960,00 | 1 | 17 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 960,00 | 24 | 0 | 0 | 0 | 80710 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 2 | 8320 | 19920113 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1495,00 | 32 | 8 | 21 | 0 | 80610 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 10 | 8320 | 19761213 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2200,00 | 43 | 23 | 36 | 0 | 80610 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 2 | 3010 | 19800211 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2399,61 | 39 | 19 | 39 | 0 | 81670 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 1 | 8320 | 19871103 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2507,00 | 30 | 12 | 36 | 0 | 80320 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 25 | 8320 | 19851101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1617,00 | 34 | 14 | 39 | 0 | 82840 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 1 | 75110 | 19760923 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2100,00 | 42 | 23 | 40 | 0 | 81540 |
| 1 | 1300,00 | 2 | 2 | 8322 | 19920102 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1406,23 | 28 | 8 | 32 | 0 | 81110 |
| 1 | 4000,00 | 2 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 44 | 0 | 47 | 0 | 84040 |
| 0 | 3100,00 | 1 | 5 | 99915 | 19890804 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3100,00 | 42 | 10 | 0 | 0 | 83330 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 15 | 39315 | 19770818 | 1 | 0 | 0 | 0 | 918,58 | 48 | 22 | 45 | 0 | 82810 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 20 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3500,00 | 43 | 0 | 0 | 0 | 81070 |
| 0 | 1200,00 | 1 | 2 | 8320 | 19881209 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1200,00 | 35 | 11 | 0 | 0 | 81830 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 34 | 99917 | 19900101 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3500,00 | 36 | 10 | 0 | 0 | 84670 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 0 | 33130 | 19891015 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1033,07 | 30 | 10 | 0 | 0 | 80320 |
| 1 | 900,00 | 2 | 5 | 24125 | 19871103 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 29 | 12 | 36 | 0 | 80010 |
| 1 | 700,00 | 1 | 40 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 800,00 | 98 | 0 | 65 | 0 | 83260 |
| 1 | 800,00 | 2 | 10 | 41050 | 19750101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1100,00 | 57 | 25 | 0 | 0 | 81010 |
| 0 | 1700,00 | 1 | 0 | 31910 | 19850304 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0,01 | 42 | 14 | 0 | 0 | 82300 |
| 0 | 900,00 | 1 | 8 | 43210 | 19960924 | 1 | 0 | 0 | 1 | 120,00 | 39 | 3 | 38 | 0 | 82530 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 0 | 800,00 | 1 | 9 | 41010 | 19940705 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1066,00 | 34 | 5 | 38 | 0 | 83408 |
| 0 | 900,00 | 2 | 0 | 99917 | 19900105 | 0 | 0 | 0 | 1 | 850,00 | 34 | 10 | 0 | 0 | 81510 |
| 0 | 700,00 | 2 | 1 | 41010 | 19940207 | 0 | 0 | 0 | 1 | 620,00 | 29 | 5 | 0 | 0 | 85852 |
| 1 | 900,00 | 2 | 23 | 30190 | 19900501 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4680,95 | 27 | 9 | 33 | 0 | 80250 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 7 | 8320 | 19830301 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2194,00 | 34 | 16 | 34 | 0 | 80620 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 19 | 8320 | 19931204 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2500,00 | 36 | 6 | 0 | 0 | 80040 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 17 | 12110 | 19770815 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13390,08 | 57 | 22 | 59 | 0 | 80020 |
| 1 | 600,00 | 1 | 0 | 2610 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 789,48 | 71 | 0 | 69 | 0 | 80035 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 21 | 41020 | 19950101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 57 | 5 | 51 | 0 | 82320 |
| 1 | 5000,00 | 2 | 3 | 12110 | 19910402 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 43 | 8 | 38 | 0 | 82030 |
| 0 | 800,00 | 1 | 5 | 2410 | 19880801 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1200,00 | 40 | 11 | 41 | 0 | 81050 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 1 | 24120 | 19790905 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1700,00 | 40 | 20 | 38 | 0 | 84070 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 4 | 33130 | 19840102 | 1 | 0 | 0 | 1 | 900,00 | 37 | 16 | 38 | 0 | 81110 |
| 1 | 1300,00 | 1 | 6 | 24120 | 19830301 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1810,05 | 34 | 16 | 32 | 0 | 83750 |
| 1 | 700,00 | 2 | 30 | 39320 | 19860102 | 1 | 0 | 0 | 0 | 700,00 | 32 | 14 | 0 | 0 | 85420 |
| 1 | 700,00 | 1 | 16 | 33130 | 19861117 | 1 | 0 | 0 | 0 | 889,37 | 31 | 13 | 0 | 0 | 86086 |
| 0 | 800,00 | 2 | 9 | 99918 | 19960301 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0,01 | 34 | 3 | 0 | 0 | 85802 |
| 1 | 800,00 | 2 | 20 | 30110 | 19870105 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1460,65 | 33 | 13 | 0 | 0 | 85802 |
| 1 | 700,00 | 2 | 2 | 33130 | 19920616 | 1 | 0 | 0 | 0 | 850,00 | 30 | 7 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 30 | 41010 | 19700225 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1570,00 | 53 | 29 | 47 | 0 | 83280 |
| 1 | 1900,00 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 700,00 | 63 | 0 | 63 | 0 | 81510 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 18 | 30180 | 19710423 | 1 | 0 | 0 | 1 | 10150,74 | 60 | 28 | 58 | 0 | 83280 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 6 | 6105 | 19880101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6528,83 | 46 | 12 | 36 | 0 | 83280 |
| 0 | 6000,00 | 1 | 1 | 43230 | 19810906 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 43 | 18 | 42 | 0 | 87001 |
| 1 | 700,00 | 1 | 11 | 24130 | 19790301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 41 | 20 | 46 | 0 | 82510 |
| 0 | 2000,00 | 1 | 0 | 99918 | 19931201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1500,00 | 39 | 6 | 38 | 0 | 86088 |
| 1 | 700,00 | 1 | 0 | 31125 | 19900612 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2300,00 | 33 | 9 | 27 | 0 | 81210 |
| 0 | 1000,00 | 2 | 0 | 41020 | 19910301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 34 | 8 | 32 | 0 | 82920 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 3 | 24325 | 19941212 | 1 | 0 | 0 | 1 | 900,00 | 36 | 5 | 0 | 0 | 80410 |
| 1 | 800,00 | 1 | 3 | 42220 | 19780303 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2500,00 | 36 | 21 | 32 | 0 | 80610 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 2 | 41010 | 19940815 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1800,00 | 41 | 5 | 37 | 0 | 83260 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 2 | 33130 | 19920321 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1200,00 | 30 | 7 | 29 | 0 | 87020 |
| 1 | 600,00 | 2 | 2 | 13110 | 19780317 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1056,74 | 56 | 21 | 0 | 0 | 80730 |
| 0 | 800,00 | 1 | 0 | 39320 | 19881201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 800,00 | 29 | 11 | 30 | 0 | 82315 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 8 | 43210 | 19940615 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4650,00 | 31 | 5 | 0 | 0 | 83323 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 6 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 28 | 0 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 50 | 2210 | 19800201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5980,50 | 63 | 19 | 0 | 0 | 80030 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 1200,00 | 1 | 15 | 0 | 19860603 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1889,00 | 89 | 13 | 73 | 0 | 80050 |
| 1 | 800,00 | 2 | 15 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3225,97 | 55 | 0 | 0 | 0 | 80420 |
| 1 | 3300,00 | 1 | 16 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 729,25 | 74 | 0 | 70 | 0 | 83280 |
| 1 | 2400,00 | 1 | 8 | 30190 | 19881207 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4632,32 | 56 | 11 | 50 | 0 | 80250 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 16 | 0 | 19650227 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1494,84 | 97 | 34 | 0 | 0 | 80060 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 3 | 30110 | 19900716 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3100,00 | 33 | 9 | 35 | 0 | 84261 |
| 1 | 6000,00 | 1 | 5 | 24330 | 19791015 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5267,10 | 45 | 20 | 44 | 0 | 82200 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 20 | 99918 | 19871229 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 41 | 12 | 46 | 0 | 81630 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 12 | 2210 | 19860201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3537,86 | 43 | 13 | 42 | 0 | 83430 |
| 1 | 700,00 | 2 | 4 | 2175 | 19860120 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2500,00 | 43 | 14 | 0 | 0 | 80430 |
| 1 | 700,00 | 1 | 5 | 33135 | 19790515 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1100,00 | 40 | 20 | 0 | 0 | 82220 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 32 | 30110 | 19831016 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2000,00 | 39 | 16 | 33 | 1 | 86125 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 1 | 24335 | 19951210 | 1 | 0 | 0 | 0 | 6000,00 | 41 | 4 | 40 | 0 | 80620 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 1 | 43230 | 19980515 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 36 | 1 | 33 | 0 | 80240 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 0 | 30110 | 19760203 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1299,38 | 39 | 23 | 0 | 0 | 80510 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 10 | 99910 | 19920905 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 37 | 7 | 33 | 0 | 85815 |
| 1 | 800,00 | 1 | 34 | 30120 | 19830101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1853,00 | 36 | 17 | 28 | 0 | 83430 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 10 | 99917 | 19900601 | 1 | 0 | 0 | 0 | 6035,00 | 31 | 9 | 26 | 1 | 83430 |
| 1 | 700,00 | 1 | 4 | 3010 | 19980706 | 1 | 0 | 0 | 0 | 769,23 | 30 | 1 | 0 | 0 | 80620 |
| 1 | 700,00 | 1 | 55 | 30120 | 19910101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 631,00 | 56 | 9 | 51 | 0 | 80710 |
| 1 | 2400,00 | 1 | 6 | 8320 | 19870302 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4100,00 | 44 | 12 | 0 | 0 | 80620 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 10 | 43210 | 19770901 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1367,06 | 42 | 22 | 40 | 0 | 82220 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 3 | 8322 | 19880919 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2581,00 | 33 | 11 | 33 | 0 | 80610 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 2 | 99918 | 19900301 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1500,00 | 32 | 9 | 31 | 0 | 83040 |
| 1 | 700,00 | 1 | 5 | 8320 | 19900102 | 1 | 1 | 0 | 0 | 914,00 | 32 | 10 | 41 | 0 | 80630 |
| 1 | 900,00 | 2 | 24 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1750,00 | 60 | 0 | 65 | 1 | 83323 |
| 0 | 1500,00 | 2 | 1 | 99910 | 19910510 | 1 | 1 | 0 | 0 | 360,00 | 34 | 8 | 43 | 0 | 83055 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 27 | 13110 | 19980901 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2169,00 | 28 | 1 | 0 | 0 | 80210 |
| 1 | 700,00 | 1 | 8 | 33130 | 19920408 | 1 | 1 | 0 | 0 | 700,00 | 24 | 7 | 0 | 0 | 82900 |
| 1 | 300,00 | 2 | 22 | 24125 | 19911111 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1045,00 | 25 | 8 | 0 | 0 | 86010 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 2 | 12110 | 19730901 | 1 | 1 | 0 | 0 | 13600,00 | 62 | 26 | 58 | 0 | 80250 |
| 1 | 5000,00 | 2 | 26 | 24335 | 19870301 | 1 | 1 | 0 | 0 | 10000,01 | 63 | 12 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 700,00 | 1 | 27 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1108,83 | 54 | 0 | 50 | 0 | 82950 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 5 | 64150 | 19920221 | 0 | 1 | 0 | 1 | 10500,00 | 48 | 7 | 44 | 0 | 85555 |
| 0 | 1200,00 | 1 | 2 | 24120 | 19800302 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1350,00 | 55 | 19 | 0 | 0 | 84670 |
| 1 | 4200,00 | 1 | 2 | 6310 | 19790801 | 0 | 1 | 0 | 1 | 5000,00 | 34 | 20 | 38 | 0 | 80730 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 3 | 39315 | 19840509 | 1 | 1 | 0 | 1 | 5000,00 | 41 | 15 | 0 | 0 | 82030 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|---------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 2000,00 | 1 | 10 | 99918 | 19810212 | 0 | 1 | 0 | 1 | 6000,00 | 40 | 18 | 32 | 0 | 81670 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 2 | 24120 | 19900301 | 0 | 1 | 0 | 1 | 5000,00 | 41 | 9 | 44 | 0 | 86200 |
| 1 | 900,00 | 2 | 4 | 30110 | 19791227 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3599,12 | 48 | 20 | 0 | 0 | 80250 |
| 1 | 700,00 | 2 | 8 | 30120 | 19800301 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1600,00 | 42 | 19 | 41 | 0 | 80230 |
| 0 | 2000,00 | 1 | 7 | 99918 | 19900801 | 0 | 1 | 0 | 1 | 616,00 | 39 | 9 | 35 | 0 | 85555 |
| 1 | 800,00 | 2 | 3 | 30120 | 19881012 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3000,00 | 49 | 11 | 0 | 0 | 81530 |
| 1 | 700,00 | 2 | 51 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 522,00 | 73 | 0 | 0 | 0 | 80215 |
| 1 | 700,00 | 1 | 3 | 24120 | 19700701 | 0 | 1 | 0 | 1 | 5000,00 | 36 | 29 | 39 | 1 | 80220 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 5 | 32105 | 19930601 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1553,34 | 37 | 6 | 0 | 0 | 80020 |
| 0 | 2000,00 | 1 | 3 | 39315 | 19901101 | 0 | 1 | 0 | 1 | 2000,00 | 35 | 9 | 31 | 0 | 81750 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 1 | 75110 | 19980202 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1760,00 | 32 | 1 | 0 | 1 | 86192 |
| 1 | 900,00 | 2 | 10 | 13110 | 19900801 | 0 | 1 | 0 | 1 | 900,00 | 36 | 9 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 700,00 | 2 | 5 | 24125 | 19860303 | 1 | 1 | 0 | 1 | 650,00 | 34 | 13 | 0 | 0 | 82530 |
| 1 | 600,00 | 2 | 23 | 33130 | 19850817 | 1 | 1 | 0 | 1 | 862,12 | 30 | 14 | 0 | 0 | 83602 |
| 1 | 600,00 | 1 | 26 | 3010 | 19910304 | 1 | 1 | 0 | 1 | 658,00 | 28 | 8 | 0 | 0 | 81670 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 4 | 8322 | 19900716 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1972,19 | 29 | 9 | 0 | 0 | 80050 |
| 1 | 1300,00 | 1 | 21 | 99918 | 19900110 | 0 | 1 | 0 | 1 | 964,53 | 89 | 10 | 62 | 0 | 83280 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 52 | 31414 | 19640330 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 56 | 35 | 43 | 0 | 83280 |
| 0 | 2000,00 | 2 | 2 | 24120 | 19930201 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1010,00 | 24 | 6 | 0 | 0 | 85854 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 3 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0,00 | 24 | 0 | 0 | 0 | 80710 |
| 1 | 800,00 | 1 | 20 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1300,00 | 62 | 0 | 58 | 0 | 83320 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 45 | 99917 | 19800503 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 49 | 19 | 43 | 0 | 83280 |
| 1 | 1400,00 | 1 | 2 | 2210 | 19880326 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 39 | 11 | 35 | 0 | 84275 |
| 1 | 1900,00 | 2 | 3 | 13110 | 19950205 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3500,00 | 34 | 4 | 33 | 0 | 86510 |
| 0 | 2000,00 | 1 | 8 | 99915 | 19940703 | 1 | 0 | 0 | 1 | 500,00 | 34 | 5 | 0 | 0 | 86490 |
| 1 | 1800,00 | 1 | 5 | 24120 | 19931031 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1800,00 | 46 | 6 | 48 | 0 | 82020 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 6 | 13110 | 19940201 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3421,64 | 33 | 5 | 43 | 0 | 85505 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 5 | 7620 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 32 | 0 | 0 | 0 | 83402 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 11 | 99910 | 19910901 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4029,06 | 56 | 8 | 51 | 0 | 80040 |
| 1 | 1100,00 | 2 | 18 | 21410 | 19730120 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2164,48 | 51 | 27 | 54 | 0 | 82100 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 12 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1500,00 | 54 | 0 | 0 | 1 | 80230 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 15 | 30191 | 19950501 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4800,00 | 43 | 4 | 0 | 0 | 80530 |
| 0 | 2585,00 | 1 | 14 | 44110 | 19951127 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1500,00 | 37 | 4 | 39 | 0 | 82560 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 5 | 99913 | 19920101 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1500,00 | 37 | 8 | 39 | 0 | 7 |
| 1 | 1600,00 | 2 | 5 | 39315 | 19860528 | 0 | 1 | 0 | 1 | 2435,07 | 36 | 13 | 35 | 0 | 82620 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 10 | 2210 | 19950801 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3139,54 | 40 | 4 | 0 | 0 | 82110 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 3 | 99918 | 19940801 | 0 | 1 | 0 | 1 | 5000,00 | 33 | 5 | 32 | 0 | 82840 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|----------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 1000,00 | 2 | 20 | 8320 | 19920218 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1304,53 | 37 | 7 | 38 | 0 | 81520 |
| 1 | 6000,00 | 2 | 15 | 30190 | 19910301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6000,00 | 52 | 8 | 0 | 0 | 80240 |
| 0 | 1100,00 | 1 | 2 | 99918 | 19900106 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1091,66 | 28 | 10 | 33 | 0 | 86200 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 2 | 99918 | 19810101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5000,00 | 43 | 19 | 40 | 0 | 80410 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 10 | 99917 | 19811127 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6594,30 | 36 | 18 | 45 | 0 | 82510 |
| 0 | 500,00 | 1 | 17 | 2210 | 19950213 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2142,26 | 30 | 4 | 24 | 1 | 81830 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 1 | 99915 | 19520901 | 1 | 0 | 0 | 1 | 10469,98 | 61 | 47 | 61 | 0 | 80030 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 15 | 13110 | 19600210 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1560,00 | 61 | 39 | 0 | 0 | 82520 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 4 | 24120 | 19910615 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0,01 | 39 | 8 | 0 | 0 | 85817 |
| 1 | 800,00 | 2 | 11 | 39315 | 19920909 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1510,81 | 43 | 7 | 0 | 0 | 80210 |
| 1 | 600,00 | 1 | 10 | 30120 | 19910202 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5000,00 | 28 | 8 | 0 | 1 | 86050 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 10 | 13110 | 19900901 | 1 | 0 | 0 | 1 | 800,00 | 25 | 9 | 0 | 0 | 82530 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 7 | 99918 | 19971001 | 0 | 0 | 0 | 1 | 5500,00 | 26 | 2 | 0 | 0 | 80040 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 23 | 61220 | 19680321 | 1 | 0 | 0 | 1 | 15000,00 | 53 | 31 | 53 | 0 | 86360 |
| 1 | 10000,00 | 1 | 10 | 12110 | 19850503 | 1 | 0 | 0 | 1 | 10000,00 | 48 | 14 | 47 | 0 | 86360 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 20 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 43 | 0 | 0 | 0 | 87708 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 13 | 3010 | 19850603 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2750,00 | 35 | 14 | 36 | 0 | 84264 |
| 1 | 800,00 | 2 | 40 | 13110 | 19880222 | 1 | 0 | 0 | 1 | 674,82 | 46 | 11 | 0 | 0 | 82515 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 20 | 6310 | 19930101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 36 | 7 | 30 | 0 | 85851 |
| 0 | 1300,00 | 1 | 1 | 24120 | 19951127 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1300,00 | 40 | 4 | 37 | 1 | 81630 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 16 | 24120 | 19940125 | 1 | 0 | 0 | 1 | 10109,32 | 35 | 5 | 0 | 0 | 82410 |
| 0 | 300,00 | 1 | 1 | 3010 | 19950807 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1800,00 | 33 | 4 | 29 | 1 | 80630 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 28 | 33130 | 19890901 | 1 | 0 | 0 | 1 | 823,63 | 29 | 10 | 34 | 0 | 81810 |
| 1 | 700,00 | 2 | 4 | 99985 | 19950301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1664,00 | 27 | 4 | 0 | 0 | 82120 |
| 1 | 2400,00 | 1 | 16 | 21410 | 19760119 | 1 | 1 | 0 | 1 | 5350,68 | 60 | 24 | 57 | 0 | 80240 |
| 1 | 700,00 | 1 | 17 | 39320 | 19940516 | 1 | 0 | 0 | 1 | 596,90 | 23 | 5 | 0 | 0 | 84670 |
| 1 | 2400,00 | 1 | 19 | 21410 | 19760119 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4566,20 | 59 | 24 | 47 | 0 | 82800 |
| 1 | 600,00 | 1 | 18 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 856,47 | 51 | 0 | 49 | 0 | 84110 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 5 | 99918 | 19921201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 15000,00 | 41 | 7 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 1300,00 | 2 | 15 | 21410 | 19780119 | 1 | 0 | 0 | 0 | 420,15 | 42 | 22 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 1 | 3010 | 19870803 | 1 | 0 | 0 | 0 | 855,85 | 33 | 12 | 0 | 0 | 80010 |
| 0 | 700,00 | 1 | 4 | 24120 | 19970812 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1200,00 | 31 | 2 | 37 | 0 | 83326 |
| 1 | 900,00 | 1 | 2 | 8420 | 19970701 | 0 | 1 | 0 | 1 | 2500,00 | 28 | 2 | 0 | 0 | 80030 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 3 | 43210 | 19940101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3000,00 | 44 | 6 | 42 | 0 | 81630 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 2 | 24120 | 19940101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1200,00 | 43 | 6 | 0 | 0 | 82800 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 10 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 43 | 0 | 54 | 1 | 80060 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 1 | 24120 | 19900301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5000,00 | 37 | 9 | 0 | 0 | 80035 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 1500,00 | 2 | 10 | 99915 | 19970202 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 27 | 2 | 0 | 0 | 82640 |
| 0 | 4000,00 | 2 | 10 | 99918 | 19890514 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4000,00 | 57 | 10 | 0 | 0 | 83324 |
| 0 | 2100,00 | 1 | 3 | 99918 | 19900712 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2100,00 | 47 | 9 | 0 | 0 | 81070 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 3 | 24120 | 19950701 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4180,00 | 45 | 4 | 38 | 0 | 80320 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 5 | 87210 | 19881019 | 0 | 0 | 0 | 1 | 980,00 | 33 | 11 | 29 | 0 | 83322 |
| 0 | 490,00 | 1 | 3 | 3010 | 19980713 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1200,00 | 23 | 1 | 0 | 0 | 80710 |
| 0 | 700,00 | 1 | 12 | 31125 | 19861124 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1488,00 | 35 | 13 | 35 | 1 | 81170 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 1 | 6105 | 19950102 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4000,00 | 31 | 5 | 31 | 0 | 86020 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 26 | 12130 | 19600101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3149,33 | 57 | 40 | 59 | 0 | 82520 |
| 0 | 700,00 | 1 | 10 | 58330 | 19901101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2000,00 | 44 | 9 | 0 | 0 | 80020 |
| 0 | 1200,00 | 2 | 1 | 99910 | 19940606 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1200,00 | 28 | 5 | 0 | 0 | 80035 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 0 | 24230 | 19680901 | 1 | 0 | 0 | 0 | 7621,00 | 65 | 31 | 56 | 0 | 80040 |
| 1 | 900,00 | 2 | 1 | 41050 | 19880404 | 1 | 0 | 0 | 0 | 910,00 | 30 | 11 | 30 | 0 | 80320 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 5 | 30190 | 19800603 | 1 | 0 | 0 | 0 | 10126,75 | 42 | 19 | 40 | 0 | 82200 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 15 | 58330 | 19830711 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2500,00 | 40 | 16 | 37 | 0 | 83203 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 1 | 31120 | 19870720 | 1 | 1 | 0 | 0 | 967,00 | 37 | 12 | 31 | 0 | 82960 |
| 0 | 3000,00 | 1 | 0 | 43230 | 19920601 | 1 | 1 | 0 | 0 | 360,00 | 27 | 7 | 32 | 1 | 81540 |
| 1 | 1900,00 | 1 | 1 | 8320 | 19830404 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3362,00 | 43 | 16 | 37 | 0 | 81520 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 5 | 8320 | 19820401 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1800,00 | 37 | 17 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 25 | 75110 | 19841101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1214,57 | 30 | 15 | 0 | 0 | 81510 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 22 | 70190 | 19930110 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6000,00 | 28 | 7 | 0 | 0 | 83420 |
| 0 | 2500,00 | 1 | 5 | 8322 | 19990101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 23 | 1 | 0 | 0 | 86800 |
| 1 | 7000,00 | 1 | 5 | 24320 | 19710130 | 1 | 0 | 0 | 1 | 7000,00 | 51 | 28 | 45 | 0 | 82410 |
| 0 | 3100,00 | 1 | 2 | 43230 | 19931101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1000,00 | 34 | 6 | 0 | 0 | 85900 |
| 1 | 4500,00 | 2 | 11 | 42110 | 19840301 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4300,00 | 49 | 15 | 0 | 0 | 80040 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 1 | 43210 | 19940201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 29 | 5 | 30 | 0 | 81750 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 10 | 6105 | 19850509 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4042,00 | 43 | 14 | 45 | 0 | 87501 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 23 | 24320 | 19940620 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 24 | 5 | 0 | 0 | 83601 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 15 | 6105 | 19670215 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3529,82 | 79 | 32 | 78 | 0 | 80730 |
| 1 | 900,00 | 1 | 10 | 3010 | 19790717 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1906,96 | 53 | 20 | 55 | 0 | 81670 |
| 0 | 800,00 | 1 | 3 | 3010 | 19880104 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1300,00 | 45 | 12 | 36 | 0 | 81825 |
| 1 | 700,00 | 1 | 10 | 24120 | 19950101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2045,00 | 36 | 5 | 40 | 1 | 81230 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 17 | 24120 | 19860602 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2181,45 | 34 | 13 | 0 | 0 | 81280 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 25 | 99918 | 19980601 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1700,00 | 30 | 1 | 30 | 0 | 80310 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 3 | 70190 | 19570307 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3000,00 | 58 | 42 | 0 | 1 | 80710 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 27 | 42120 | 19980402 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4000,00 | 38 | 1 | 34 | 0 | 80530 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 20 | 30165 | 19950502 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3031,21 | 27 | 4 | 0 | 0 | 80410 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 700,00 | 1 | 27 | 33130 | 19900910 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1800,00 | 31 | 9 | 29 | 0 | 85960 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 4 | 8320 | 19920305 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1800,00 | 30 | 7 | 33 | 0 | 83324 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 15 | 89220 | 19950301 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1334,62 | 56 | 4 | 63 | 0 | 80420 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 5 | 2270 | 19900308 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1688,29 | 28 | 9 | 0 | 0 | 80320 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 12 | 99918 | 19880102 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5943,00 | 36 | 12 | 38 | 0 | 82540 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 7 | 30110 | 19830601 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1572,04 | 35 | 16 | 33 | 0 | 83050 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 2 | 8322 | 19910225 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2700,00 | 35 | 8 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 1 | 8320 | 19910218 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2200,00 | 39 | 8 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 25 | 99918 | 19961201 | 1 | 1 | 0 | 0 | 4500,00 | 32 | 3 | 0 | 0 | 80430 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 5 | 8320 | 19820802 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2137,00 | 40 | 17 | 0 | 0 | 80220 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 25 | 8322 | 19911205 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2000,00 | 34 | 8 | 0 | 0 | 80050 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 4 | 31125 | 19750916 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2149,00 | 48 | 24 | 47 | 0 | 80420 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 12 | 3010 | 19900301 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1950,00 | 30 | 9 | 0 | 0 | 80320 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 23 | 42120 | 19941201 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2400,00 | 26 | 5 | 0 | 0 | 82200 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 6 | 43210 | 19900201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 33 | 9 | 0 | 0 | 81650 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 10 | 13110 | 19780201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2500,00 | 46 | 21 | 0 | 0 | 81050 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 9 | 33130 | 19810114 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1500,00 | 40 | 19 | 37 | 0 | 86803 |
| 0 | 1200,00 | 1 | 6 | 31125 | 19901009 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1310,53 | 44 | 9 | 37 | 0 | 81550 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 8 | 43210 | 19880302 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0,01 | 39 | 11 | 37 | 0 | 81850 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 13 | 24330 | 19950930 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4000,00 | 37 | 4 | 33 | 0 | 83408 |
| 1 | 900,00 | 1 | 23 | 24120 | 19710102 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1153,00 | 70 | 29 | 78 | 0 | 80020 |
| 0 | 600,00 | 1 | 7 | 43210 | 19940101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 613,35 | 57 | 6 | 0 | 1 | 83411 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 13 | 24120 | 19860925 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3500,00 | 59 | 13 | 55 | 0 | 86025 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 10 | 98530 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3500,00 | 59 | 0 | 50 | 0 | 85478 |
| 0 | 3400,00 | 1 | 5 | 42120 | 19850403 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0,01 | 44 | 14 | 40 | 0 | 82820 |
| 1 | 6000,00 | 1 | 5 | 43210 | 19920701 | 1 | 1 | 0 | 0 | 10000,00 | 45 | 7 | 44 | 0 | 85560 |
| 1 | 8000,00 | 2 | 11 | 11010 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 8000,00 | 47 | 0 | 0 | 0 | 80010 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 10 | 30190 | 19881108 | 1 | 1 | 0 | 0 | 5983,14 | 41 | 11 | 31 | 0 | 80710 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 2 | 99918 | 19870301 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2500,00 | 41 | 12 | 30 | 0 | 80215 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 4 | 24120 | 19800201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2000,00 | 31 | 19 | 0 | 1 | 80060 |
| 1 | 600,00 | 2 | 10 | 39320 | 19881114 | 1 | 0 | 0 | 0 | 655,39 | 36 | 11 | 0 | 0 | 80250 |
| 0 | 2500,00 | 1 | 6 | 99917 | 19960301 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1600,00 | 30 | 3 | 21 | 0 | 85802 |
| 1 | 900,00 | 1 | 10 | 3010 | 19900102 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1156,24 | 31 | 10 | 0 | 0 | 81770 |
| 0 | 1100,00 | 1 | 2 | 31125 | 19930712 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1247,00 | 27 | 6 | 0 | 0 | 81070 |
| 1 | 1300,00 | 2 | 18 | 42110 | 19930301 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1300,00 | 27 | 6 | 0 | 0 | 80430 |
| 1 | 600,00 | 2 | 23 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2000,00 | 57 | 0 | 55 | 0 | 80040 |
| 1 | 700,00 | 2 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0,00 | 23 | 0 | 0 | 0 | 80620 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 600,00 | 2 | 23 | 11020 | 19980803 | 1 | 1 | 0 | 0 | 953,24 | 24 | 1 | 0 | 0 | 82560 |
| 1 | 1700,00 | 1 | 7 | 2210 | 19960101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2150,90 | 46 | 4 | 37 | 0 | 85857 |
| 1 | 800,00 | 1 | 5 | 24330 | 19940701 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3500,00 | 61 | 5 | 57 | 0 | 80730 |
| 0 | 600,00 | 1 | 8 | 99918 | 19860303 | 1 | 1 | 0 | 0 | 130,00 | 47 | 13 | 35 | 0 | 82600 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 2 | 24120 | 19930824 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2714,75 | 41 | 6 | 40 | 0 | 81050 |
| 0 | 1000,00 | 2 | 3 | 13110 | 19940201 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0,01 | 47 | 5 | 0 | 0 | 81020 |
| 1 | 900,00 | 1 | 4 | 24125 | 19911201 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3785,06 | 32 | 8 | 35 | 0 | 83404 |
| 0 | 1100,00 | 1 | 1 | 42120 | 19921016 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1050,00 | 31 | 7 | 28 | 0 | 81050 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 8 | 24130 | 19901116 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2800,00 | 35 | 9 | 0 | 0 | 80030 |
| 1 | 3200,00 | 1 | 0 | 8320 | 19861001 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3208,41 | 35 | 13 | 33 | 0 | 81520 |
| 1 | 600,00 | 1 | 30 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1171,29 | 59 | 0 | 61 | 0 | 81670 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 5 | 13110 | 19750306 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1300,00 | 43 | 24 | 0 | 0 | 80620 |
| 1 | 700,00 | 1 | 20 | 24120 | 19851020 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1500,00 | 44 | 14 | 0 | 0 | 80310 |
| 1 | 900,00 | 1 | 17 | 98530 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 2000,00 | 39 | 0 | 39 | 0 | 86590 |
| 0 | 3900,00 | 1 | 5 | 24120 | 19921201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 600,00 | 38 | 7 | 33 | 0 | 80730 |
| 1 | 2600,00 | 2 | 3 | 42220 | 19940124 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4100,00 | 31 | 5 | 39 | 0 | 80540 |
| 1 | 2700,00 | 2 | 1 | 7620 | 19930108 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2700,00 | 29 | 7 | 0 | 0 | 80710 |
| 0 | 1200,00 | 1 | 15 | 43210 | 19950816 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 26 | 4 | 0 | 0 | 83511 |
| 1 | 600,00 | 2 | 3 | 33130 | 19930701 | 1 | 0 | 0 | 1 | 763,57 | 26 | 6 | 41 | 0 | 80430 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 0 | 2210 | 19841112 | 1 | 0 | 0 | 1 | 998,00 | 72 | 15 | 68 | 0 | 80035 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 25 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 500,00 | 59 | 0 | 65 | 0 | 86510 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 10 | 32105 | 19901112 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1200,01 | 32 | 9 | 0 | 0 | 85504 |
| 1 | 700,00 | 1 | 30 | 33130 | 19880411 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1300,00 | 32 | 11 | 29 | 0 | 83414 |
| 1 | 2900,00 | 2 | 16 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 8782,25 | 63 | 0 | 0 | 0 | 80250 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 5 | 99910 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3000,00 | 51 | 0 | 38 | 0 | 80035 |
| 0 | 2000,00 | 1 | 6 | 24120 | 19960613 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3000,00 | 46 | 3 | 43 | 0 | 81750 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 7 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3460,00 | 68 | 0 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 5 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 700,00 | 65 | 0 | 60 | 0 | 82110 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 12 | 99910 | 19890501 | 1 | 1 | 0 | 0 | 10000,00 | 60 | 10 | 57 | 0 | 86200 |
| 0 | 600,00 | 1 | 5 | 99915 | 19921117 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1500,00 | 47 | 7 | 43 | 1 | 83707 |
| 0 | 300,00 | 1 | 0 | 99917 | 19940605 | 1 | 0 | 1 | 1 | 2000,00 | 43 | 5 | 43 | 0 | 82315 |
| 0 | 300,00 | 1 | 2 | 99915 | 19920710 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2000,00 | 31 | 7 | 0 | 0 | 81280 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 29 | 99917 | 19920510 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4000,00 | 31 | 7 | 0 | 0 | 86200 |
| 1 | 4600,00 | 1 | 0 | 24120 | 19861102 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5000,00 | 52 | 13 | 49 | 0 | 82560 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 8 | 99915 | 19860110 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6802,26 | 34 | 14 | 38 | 0 | 87650 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 5 | 24320 | 19920110 | 1 | 1 | 0 | 1 | 332,50 | 36 | 8 | 0 | 0 | 83505 |
| 1 | 2300,00 | 1 | 16 | 41010 | 19921001 | 1 | 1 | 0 | 1 | 5000,00 | 35 | 7 | 35 | 0 | 85660 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 600,00 | 1 | 24 | 33130 | 19940718 | 1 | 0 | 0 | 1 | 758,20 | 26 | 5 | 0 | 0 | 86800 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 18 | 17140 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 31 | 0 | 0 | 0 | 80410 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 3 | 99915 | 19940801 | 1 | 0 | 0 | 1 | 200,00 | 30 | 5 | 27 | 0 | 86490 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 10 | 99915 | 19970407 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 39 | 2 | 43 | 0 | 83601 |
| 0 | 1100,00 | 1 | 1 | 43210 | 19980601 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2025,42 | 26 | 1 | 29 | 1 | 86186 |
| 1 | 1600,00 | 2 | 20 | 13110 | 19870217 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1600,00 | 38 | 12 | 0 | 0 | 86010 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 3 | 24120 | 19941001 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6000,00 | 49 | 5 | 0 | 0 | 86600 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 14 | 13110 | 19900108 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 49 | 10 | 48 | 0 | 82510 |
| 1 | 700,00 | 2 | 4 | 24125 | 19890824 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1212,34 | 30 | 10 | 32 | 0 | 83880 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 35 | 30190 | 19800210 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3500,00 | 50 | 19 | 46 | 0 | 87210 |
| 1 | 1800,00 | 1 | 1 | 13110 | 19870714 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 33 | 12 | 33 | 0 | 86062 |
| 1 | 1800,00 | 1 | 17 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5983,00 | 49 | 0 | 42 | 0 | 87155 |
| 1 | 1800,00 | 1 | 10 | 8320 | 19840203 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2100,00 | 38 | 15 | 36 | 0 | 80220 |
| 1 | 700,00 | 1 | 1 | 33130 | 19871103 | 0 | 0 | 0 | 1 | 854,68 | 32 | 12 | 0 | 0 | 80050 |
| 0 | 1155,00 | 1 | 22 | 3010 | 19940518 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1148,28 | 25 | 5 | 0 | 0 | 82900 |
| 1 | 800,00 | 2 | 1 | 39320 | 19871103 | 1 | 0 | 0 | 1 | 597,00 | 35 | 12 | 41 | 0 | 80420 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 21 | 2210 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1095,00 | 73 | 0 | 67 | 0 | 80220 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 5 | 21410 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 5000,00 | 92 | 0 | 69 | 0 | 80040 |
| 0 | 3000,00 | 1 | 2 | 99918 | 19940115 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 24 | 6 | 0 | 1 | 80240 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 25 | 0 | 0 | 0 | 80430 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 50 | 99917 | 19760205 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4000,00 | 83 | 23 | 78 | 0 | 80050 |
| 1 | 600,00 | 2 | 16 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 600,00 | 54 | 0 | 60 | 0 | 80060 |
| 1 | 4500,00 | 1 | 10 | 99910 | 19850501 | 1 | 0 | 1 | 0 | 8200,00 | 61 | 14 | 58 | 0 | 80250 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 18 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1000,00 | 54 | 0 | 58 | 0 | 80730 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 15 | 9110 | 19780320 | 1 | 0 | 1 | 0 | 15000,50 | 59 | 21 | 60 | 0 | 80430 |
| 1 | 3500,00 | 2 | 1 | 31125 | 19800201 | 1 | 0 | 1 | 0 | 6158,73 | 65 | 19 | 0 | 0 | 80540 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 15 | 21410 | 19760115 | 1 | 0 | 1 | 0 | 2980,81 | 65 | 24 | 65 | 0 | 80040 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 40 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 2500,00 | 67 | 0 | 61 | 0 | 80050 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 16 | 98210 | 19660919 | 1 | 0 | 1 | 0 | 900,00 | 56 | 33 | 57 | 0 | 83020 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 23 | 13110 | 19700301 | 1 | 0 | 1 | 0 | 4478,12 | 63 | 29 | 57 | 0 | 80630 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 15 | 12110 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 3778,65 | 70 | 0 | 66 | 0 | 80040 |
| 1 | 800,00 | 1 | 8 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 967,30 | 90 | 0 | 73 | 0 | 80240 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 14 | 21230 | 19510501 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2267,63 | 77 | 48 | 66 | 0 | 80430 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 618,80 | 56 | 0 | 49 | 0 | 81670 |
| 0 | 1500,00 | 1 | 8 | 99918 | 19870122 | 0 | 0 | 1 | 1 | 2000,00 | 54 | 12 | 43 | 0 | 80220 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 29 | 99910 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1725,00 | 68 | 0 | 65 | 0 | 81240 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 41 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 800,00 | 63 | 0 | 0 | 0 | 80040 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|----------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 2100,00 | 2 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 3543,69 | 38 | 0 | 47 | 0 | 82130 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 18 | 99910 | 19840414 | 1 | 0 | 1 | 0 | 625,00 | 84 | 15 | 64 | 0 | 82960 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 21 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 120,00 | 23 | 0 | 0 | 0 | 82520 |
| 1 | 4500,00 | 1 | 16 | 99918 | 19700227 | 1 | 0 | 0 | 0 | 6000,00 | 63 | 29 | 58 | 0 | 82520 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 20 | 99915 | 19700102 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 55 | 30 | 55 | 0 | 80220 |
| 1 | 800,00 | 1 | 22 | 99910 | 19620820 | 1 | 0 | 0 | 0 | 700,00 | 66 | 37 | 0 | 0 | 81630 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 1 | 24120 | 19870801 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3500,00 | 26 | 12 | 0 | 0 | 80020 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 11 | 31125 | 19870601 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4933,49 | 65 | 12 | 61 | 0 | 82510 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 16 | 99917 | 19801103 | 1 | 1 | 0 | 0 | 4500,00 | 50 | 19 | 47 | 0 | 83005 |
| 1 | 700,00 | 2 | 15 | 99910 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1000,00 | 51 | 0 | 0 | 0 | 80050 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 19 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1000,00 | 25 | 0 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 20 | 30180 | 19771010 | 1 | 1 | 0 | 1 | 4200,00 | 47 | 22 | 46 | 0 | 80420 |
| 1 | 1300,00 | 1 | 14 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 976,19 | 63 | 0 | 51 | 0 | 81850 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 13 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 2785,14 | 64 | 0 | 55 | 0 | 80730 |
| 1 | 800,00 | 2 | 5 | 7170 | 19960101 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1615,92 | 34 | 4 | 35 | 0 | 81220 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 15 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1740,00 | 74 | 0 | 0 | 0 | 80060 |
| 1 | 2900,00 | 1 | 25 | 12910 | 19500201 | 0 | 1 | 0 | 1 | 6968,10 | 70 | 49 | 74 | 0 | 80520 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 20 | 13110 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1000,00 | 82 | 0 | 64 | 0 | 80530 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 14 | 32105 | 19920101 | 0 | 1 | 0 | 1 | 4471,00 | 66 | 8 | 64 | 0 | 80050 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 70 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1000,00 | 92 | 0 | 0 | 0 | 80420 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 11 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2010,19 | 61 | 0 | 55 | 0 | 86550 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 10 | 11010 | 19700501 | 1 | 1 | 0 | 0 | 7347,06 | 52 | 29 | 42 | 0 | 80740 |
| 1 | 2300,00 | 1 | 5 | 15210 | 19761011 | 1 | 1 | 0 | 0 | 4998,14 | 51 | 23 | 40 | 0 | 80030 |
| 0 | 300,00 | 1 | 15 | 99910 | 19840801 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1905,00 | 50 | 15 | 52 | 0 | 82820 |
| 1 | 2200,00 | 1 | 20 | 30190 | 19790701 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2150,00 | 49 | 20 | 41 | 0 | 80540 |
| 1 | 4500,00 | 1 | 15 | 30165 | 19730115 | 1 | 1 | 0 | 0 | 7142,28 | 51 | 27 | 47 | 0 | 82200 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 20 | 30190 | 19781215 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3215,60 | 51 | 21 | 50 | 0 | 84050 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 44 | 30190 | 19700325 | 1 | 1 | 0 | 0 | 6000,00 | 47 | 29 | 0 | 0 | 80040 |
| 1 | 4000,00 | 2 | 7 | 30190 | 19871215 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0,01 | 48 | 12 | 44 | 0 | 80730 |
| 1 | 600,00 | 2 | 16 | 13110 | 19870709 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1471,81 | 48 | 12 | 52 | 0 | 82640 |
| 1 | 2400,00 | 2 | 8 | 30180 | 19920716 | 1 | 1 | 0 | 1 | 3277,68 | 48 | 7 | 48 | 0 | 80410 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 4 | 12110 | 19800115 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1000,00 | 47 | 20 | 41 | 0 | 80250 |
| 1 | 10000,00 | 1 | 10 | 99918 | 19940811 | 1 | 1 | 0 | 0 | 8000,00 | 44 | 5 | 45 | 0 | 80250 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 10 | 81120 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 52 | 0 | 49 | 0 | 83303 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 7 | 99917 | 19870520 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 54 | 12 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 5 | 24120 | 19740528 | 1 | 0 | 0 | 1 | 10000,00 | 62 | 25 | 60 | 0 | 83203 |
| 1 | 3900,00 | 1 | 2 | 13110 | 19801010 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1777,58 | 40 | 19 | 0 | 0 | 82020 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|----------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 1200,00 | 1 | 11 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1300,00 | 45 | 0 | 0 | 0 | 81050 |
| 1 | 700,00 | 2 | 2 | 31125 | 19740401 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1650,12 | 46 | 25 | 46 | 0 | 80040 |
| 0 | 1900,00 | 1 | 5 | 99918 | 19840724 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5500,00 | 54 | 15 | 44 | 0 | 85802 |
| 1 | 1900,00 | 1 | 4 | 30120 | 19750301 | 1 | 1 | 0 | 1 | 2496,77 | 43 | 24 | 39 | 0 | 81580 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 1 | 21410 | 19950102 | 1 | 1 | 0 | 1 | 2056,07 | 43 | 5 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 9 | 24120 | 19950201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4871,00 | 46 | 4 | 39 | 0 | 80310 |
| 1 | 1800,00 | 2 | 2 | 13110 | 19800201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3153,28 | 50 | 19 | 0 | 0 | 80310 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5000,00 | 27 | 0 | 0 | 0 | 80710 |
| 1 | 5300,00 | 2 | 10 | 24120 | 19720210 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4800,00 | 48 | 27 | 0 | 0 | 80620 |
| 0 | 600,00 | 2 | 9 | 24330 | 19961111 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1500,00 | 39 | 3 | 0 | 0 | 80530 |
| 1 | 1900,00 | 2 | 2 | 31125 | 19891010 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1179,27 | 45 | 10 | 49 | 0 | 80710 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 18 | 6310 | 19930101 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3500,00 | 48 | 7 | 50 | 0 | 82520 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 4 | 43230 | 19811001 | 0 | 0 | 0 | 1 | 5130,00 | 41 | 18 | 33 | 0 | 82600 |
| 1 | 500,00 | 1 | 30 | 99910 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 750,00 | 41 | 0 | 37 | 0 | 81030 |
| 1 | 900,00 | 2 | 8 | 13110 | 19750315 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3572,16 | 45 | 24 | 0 | 0 | 82320 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1,00 | 50 | 0 | 0 | 0 | 82840 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 8 | 30165 | 19890510 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 40 | 10 | 38 | 0 | 80430 |
| 1 | 2900,00 | 2 | 6 | 30190 | 19950721 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2131,90 | 43 | 4 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 0 | 42120 | 19850605 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2500,00 | 41 | 14 | 41 | 0 | 80310 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 6 | 30190 | 19900101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4000,00 | 43 | 10 | 0 | 0 | 83700 |
| 1 | 700,00 | 1 | 28 | 80310 | 19770331 | 1 | 0 | 0 | 0 | 700,00 | 39 | 22 | 0 | 0 | 82920 |
| 1 | 10000,00 | 1 | 13 | 99917 | 19840120 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2500,00 | 42 | 16 | 42 | 0 | 82800 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 7 | 44110 | 19950220 | 1 | 0 | 0 | 0 | 8048,00 | 40 | 4 | 32 | 0 | 83600 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 4 | 42120 | 19780602 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 40 | 21 | 42 | 0 | 82600 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 12 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2700,00 | 42 | 0 | 44 | 0 | 80050 |
| 1 | 1400,00 | 1 | 8 | 2210 | 19940301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4070,00 | 32 | 5 | 0 | 0 | 80250 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 9 | 24320 | 19941202 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3780,00 | 39 | 5 | 0 | 1 | 82530 |
| 1 | 3900,00 | 2 | 2 | 21410 | 19880913 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4668,40 | 39 | 11 | 0 | 0 | 81530 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1000,00 | 47 | 0 | 0 | 0 | 80050 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 2 | 99910 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 6250,00 | 41 | 0 | 33 | 0 | 82210 |
| 1 | 900,00 | 2 | 6 | 64150 | 19930701 | 0 | 0 | 0 | 1 | 20492,87 | 51 | 6 | 58 | 0 | 80035 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 911,25 | 38 | 0 | 0 | 0 | 80230 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 38 | 3010 | 19890403 | 0 | 0 | 0 | 0 | 602,00 | 39 | 10 | 37 | 0 | 81510 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 8 | 99917 | 19860301 | 0 | 0 | 0 | 0 | 700,00 | 47 | 13 | 58 | 0 | 80035 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 8 | 99918 | 19921125 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6000,00 | 37 | 7 | 36 | 0 | 83020 |
| 1 | 1700,00 | 2 | 10 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1606,00 | 63 | 0 | 56 | 0 | 80050 |
| 1 | 5000,00 | 2 | 14 | 13110 | 19941005 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2689,00 | 48 | 5 | 0 | 0 | 80010 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 2000,00 | 1 | 7 | 32105 | 19970101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3689,43 | 39 | 3 | 37 | 0 | 83601 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 2 | 44110 | 19831027 | 1 | 1 | 0 | 1 | 3200,00 | 43 | 16 | 37 | 0 | 82810 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 15 | 33135 | 19880630 | 1 | 1 | 0 | 1 | 2000,00 | 34 | 11 | 0 | 0 | 82650 |
| 1 | 900,00 | 1 | 7 | 8320 | 19910801 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1000,00 | 30 | 8 | 0 | 0 | 81900 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 20 | 41020 | 19920605 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2000,00 | 41 | 7 | 37 | 0 | 82710 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 3 | 99918 | 19950110 | 1 | 1 | 0 | 0 | 8500,00 | 36 | 5 | 36 | 0 | 80620 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 32 | 24350 | 19960514 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5000,00 | 36 | 3 | 0 | 0 | 80040 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 30 | 30165 | 19820305 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1700,00 | 34 | 17 | 41 | 0 | 83702 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 33 | 24120 | 19790116 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4000,00 | 35 | 21 | 35 | 0 | 82515 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 2 | 31430 | 19840206 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5200,00 | 36 | 15 | 35 | 0 | 80520 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 4 | 99918 | 19890214 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2749,09 | 34 | 10 | 27 | 0 | 80730 |
| 1 | 800,00 | 2 | 3 | 99917 | 19860428 | 1 | 0 | 0 | 0 | 736,00 | 36 | 13 | 0 | 0 | 80730 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 25 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1500,00 | 61 | 0 | 0 | 0 | 82520 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 1 | 24330 | 19970320 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5052,38 | 36 | 2 | 35 | 0 | 80240 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 37 | 13110 | 19820201 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1100,00 | 41 | 17 | 0 | 0 | 81750 |
| 0 | 400,00 | 1 | 3 | 2410 | 19920501 | 0 | 1 | 0 | 0 | 825,00 | 36 | 7 | 34 | 0 | 85808 |
| 1 | 6500,00 | 2 | 10 | 24120 | 19940301 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3281,91 | 47 | 5 | 0 | 0 | 80420 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 2 | 8320 | 19940403 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2000,00 | 34 | 5 | 28 | 0 | 80240 |
| 0 | 5000,00 | 1 | 3 | 41010 | 19900101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3200,00 | 33 | 10 | 32 | 0 | 85805 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 2 | 24120 | 19880103 | 1 | 0 | 1 | 0 | 19390,85 | 33 | 12 | 33 | 0 | 83203 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 14 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 2500,00 | 27 | 0 | 0 | 0 | 80060 |
| 1 | 600,00 | 1 | 38 | 30190 | 19970729 | 1 | 0 | 1 | 0 | 2000,00 | 48 | 2 | 47 | 0 | 81810 |
| 0 | 6000,00 | 2 | 5 | 99918 | 19900715 | | 0 | 0 | 0 | 4000,00 | 36 | 9 | 41 | 0 | 81750 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 1 | 8320 | 19881205 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2139,59 | 35 | 11 | 27 | 0 | 82840 |
| 0 | 700,00 | 1 | 2 | 43210 | 19920817 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2638,53 | 33 | 7 | 0 | 1 | 83408 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 3 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1500,00 | 31 | 0 | 28 | 0 | 80210 |
| 1 | 1400,00 | 2 | 5 | 5110 | 19920630 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1361,51 | 50 | 7 | 0 | 0 | 80540 |
| 1 | 600,00 | 2 | 26 | 39315 | 19900201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1100,00 | 33 | 9 | 0 | 0 | 82220 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 0 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1200,00 | 40 | 0 | 0 | 0 | 80035 |
| 1 | 1800,00 | 2 | 5 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4000,00 | 35 | 0 | 36 | 0 | 81750 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 2 | 99918 | 19940101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5000,00 | 33 | 6 | 30 | 0 | 83005 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 2 | 24330 | 19960923 | 1 | 0 | 0 | 0 | 6130,00 | 30 | 3 | 28 | 0 | 80240 |
| 1 | 900,00 | 1 | 2 | 6105 | 19950110 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2000,00 | 31 | 5 | 29 | 0 | 80230 |
| 1 | 800,00 | 1 | 21 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1600,00 | 31 | 0 | 29 | 0 | 82620 |
| 1 | 1700,00 | 2 | 19 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3599,00 | 72 | 0 | 0 | 0 | 80040 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 5 | 2210 | 19920311 | 0 | 0 | 0 | 1 | 800,00 | 31 | 7 | 35 | 0 | 80240 |
| 0 | 2500,00 | 1 | 1 | 8322 | 19940201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 31 | 5 | 29 | 1 | 80520 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|---------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 3000,00 | 2 | 16 | 99918 | 19760527 | 1 | 0 | 0 | 1 | 8000,00 | 63 | 23 | 65 | 0 | 82530 |
| 1 | 800,00 | 2 | 4 | 5230 | 19940101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 28 | 6 | 0 | 0 | 80035 |
| 1 | 800,00 | 2 | 5 | 5230 | 19940401 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 28 | 5 | 0 | 0 | 80035 |
| 1 | 900,00 | 1 | 14 | 31120 | 19941004 | 0 | 0 | 0 | 1 | 944,75 | 26 | 5 | 0 | 0 | 82810 |
| 0 | 700,00 | 2 | 3 | 43210 | 19910608 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1600,00 | 28 | 8 | 0 | 1 | 82530 |
| 1 | 2200,00 | 2 | 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4500,00 | 62 | 0 | 0 | 0 | 80030 |
| 0 | 2311,00 | 1 | 20 | 31325 | 19940306 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1200,00 | 26 | 5 | 0 | 0 | 82960 |
| 1 | 900,00 | 2 | 15 | 30160 | 19950314 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1280,00 | 31 | 4 | 0 | 0 | 80220 |
| 1 | 500,00 | 2 | 17 | 32105 | 19921004 | 0 | 0 | 0 | 1 | 956,00 | 25 | 7 | 0 | 0 | 83420 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 533,80 | 59 | 0 | 0 | 0 | 80230 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 20 | 6310 | 19950403 | 0 | 0 | 0 | 1 | 5039,00 | 30 | 4 | 0 | 0 | 81540 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1200,00 | 68 | 0 | 0 | 0 | 82820 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 628,26 | 28 | 0 | 0 | 0 | 80430 |
| 1 | 700,00 | 1 | 21 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0,00 | 25 | 0 | 22 | 0 | 81310 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 4 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4000,00 | 30 | 0 | 42 | 0 | 80620 |
| 1 | 2800,00 | 1 | 5 | 24320 | 19950505 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5100,00 | 40 | 4 | 36 | 0 | 82590 |
| 1 | 700,00 | 2 | 0 | 75110 | 19970310 | 1 | 0 | 0 | 1 | 400,00 | 29 | 2 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 4 | 12110 | 19920810 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5029,19 | 41 | 7 | 42 | 0 | 82310 |
| 1 | 700,00 | 1 | 5 | 24350 | 19880302 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3500,00 | 26 | 11 | 0 | 0 | 81520 |
| 1 | 500,00 | 1 | 15 | 2210 | 19960202 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2220,29 | 27 | 3 | 0 | 0 | 80035 |
| 1 | 600,00 | 1 | 3 | 43210 | 19950301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1300,00 | 25 | 4 | 0 | 0 | 80215 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 623,34 | 32 | 0 | 0 | 0 | 80250 |
| 1 | 1400,00 | 1 | 2 | 2270 | 19931108 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3045,00 | 43 | 6 | 32 | 0 | 80250 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 1 | 3010 | 19931003 | 1 | 1 | 0 | 1 | 2190,08 | 49 | 6 | 45 | 0 | 80620 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 22 | 30120 | 19880410 | 1 | 1 | 0 | 1 | 3000,00 | 28 | 11 | 0 | 0 | 81270 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 13 | 30190 | 19940614 | 1 | 1 | 0 | 1 | 5000,00 | 43 | 5 | 39 | 0 | 81810 |
| 1 | 5000,00 | 1 | 6 | 30110 | 19910822 | 0 | 0 | 0 | 1 | 7532,01 | 40 | 8 | 35 | 0 | 82520 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 10 | 21410 | 19830315 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2400,00 | 47 | 16 | 44 | 0 | 85280 |
| 0 | 2700,00 | 2 | 1 | 24120 | 19960201 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2700,00 | 47 | 3 | 0 | 0 | 80610 |
| 1 | 1700,00 | 2 | 27 | 99917 | 19891002 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1500,00 | 34 | 10 | 0 | 0 | 80810 |
| 1 | 600,00 | 2 | 27 | 7170 | 19900910 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1096,17 | 34 | 9 | 0 | 0 | 83880 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 3 | 99915 | 19930202 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 34 | 6 | 29 | 0 | 80540 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 7 | 2210 | 19980819 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2350,00 | 31 | 1 | 31 | 0 | 80210 |
| 1 | 5500,00 | 1 | 5 | 2210 | 19920606 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5500,00 | 36 | 7 | 39 | 0 | 80010 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 25 | 99917 | 19800315 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3000,00 | 46 | 19 | 53 | 0 | 85280 |
| 0 | 1300,00 | 2 | 5 | 30120 | 19940301 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1280,00 | 30 | 5 | 33 | 0 | 83203 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 10 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 26 | 0 | 0 | 0 | 80410 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|----------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 2500,00 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2500,00 | 50 | 0 | 53 | 0 | 80320 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 25 | 12110 | 19790201 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1150,00 | 77 | 20 | 62 | 0 | 80310 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 28 | 30180 | 19790615 | 1 | 0 | 1 | 0 | 3200,00 | 67 | 20 | 62 | 0 | 80050 |
| 1 | 3800,00 | 1 | 27 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 7857,00 | 71 | 0 | 61 | 0 | 80310 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 10 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 3000,00 | 26 | 0 | 0 | 0 | 82200 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 21 | 15310 | 19950401 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1879,99 | 24 | 4 | 0 | 0 | 82520 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 18 | 99913 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5719,26 | 84 | 0 | 62 | 0 | 86015 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 19 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3700,00 | 66 | 0 | 53 | 0 | 86015 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 26 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 28 | 0 | 0 | 1 | 82530 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 60 | 99918 | 19480301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1631,00 | 63 | 51 | 60 | 0 | 81210 |
| 1 | 900,00 | 2 | 7 | 99910 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 723,00 | 83 | 0 | 76 | 0 | 80040 |
| 1 | 700,00 | 1 | 15 | 24130 | 19900601 | 0 | 0 | 0 | 1 | 4019,00 | 58 | 9 | 51 | 0 | 80035 |
| 1 | 9900,00 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 11400,00 | 73 | 0 | 0 | 0 | 81540 |
| 1 | 4500,00 | 2 | 1 | 99918 | 19921201 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3200,00 | 56 | 7 | 65 | 0 | 80440 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 12 | 99910 | 19920101 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 65 | 8 | 68 | 0 | 81810 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 26 | 41010 | 19701001 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1112,00 | 53 | 29 | 47 | 0 | 80310 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 19 | 2210 | 19720301 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3585,83 | 59 | 27 | 54 | 0 | 86060 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 0 | 6105 | 19940103 | 1 | 0 | 0 | 1 | 970,83 | 29 | 6 | 0 | 0 | 80060 |
| 1 | 10000,00 | 1 | 32 | 99915 | 19690721 | 0 | 0 | 0 | 1 | 8000,00 | 85 | 30 | 57 | 0 | 80040 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 3 | 30120 | 19960101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2600,00 | 25 | 4 | 0 | 0 | 80240 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 18 | 24350 | 19851201 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2175,67 | 44 | 14 | 47 | 0 | 85904 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 12 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2194,00 | 88 | 0 | 0 | 0 | 80310 |
| 1 | 1200,00 | 1 | 2 | 33135 | 19860905 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 41 | 13 | 39 | 0 | 87001 |
| 0 | 1200,00 | 2 | 1 | 24120 | 19930801 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1104,00 | 42 | 6 | 41 | 0 | 83260 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 45 | 14410 | 19820202 | 0 | 0 | 0 | 1 | 3200,00 | 49 | 17 | 0 | 0 | 81570 |
| 0 | 1000,00 | 1 | 1 | 24120 | 19970803 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1300,00 | 45 | 2 | 0 | 0 | 86081 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 1 | 99918 | 19870202 | 1 | 0 | 0 | 1 | 5000,00 | 43 | 12 | 39 | 0 | 86015 |
| 1 | 6000,00 | 1 | 10 | 99915 | 19900102 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6500,00 | 47 | 10 | 50 | 0 | 81570 |
| 1 | 700,00 | 2 | 21 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1054,04 | 63 | 0 | 0 | 0 | 81220 |
| 1 | 500,00 | 1 | 20 | 31330 | 19800303 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1257,08 | 39 | 19 | 30 | 0 | 83025 |
| 1 | 700,00 | 1 | 4 | 30190 | 19860801 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1140,00 | 46 | 13 | 0 | 0 | 80440 |
| 1 | 600,00 | 1 | 20 | 98530 | 19730301 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 43 | 26 | 38 | 0 | 85901 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 10 | 2210 | 19890909 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2871,36 | 38 | 10 | 39 | 0 | 80310 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 1 | 42120 | 19800102 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5000,00 | 36 | 20 | 29 | 0 | 81560 |
| 1 | 3000,00 | 1 | 1 | 99913 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 35 | 0 | 28 | 1 | 87047 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 38 | 43210 | 19820917 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4000,00 | 45 | 17 | 42 | 0 | 80060 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 6 | 24120 | 19860202 | 1 | 0 | 0 | 0 | 5000,00 | 34 | 13 | 26 | 0 | 85905 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 1000,00 | 1 | 3 | 6105 | 19920701 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1500,00 | 32 | 7 | 0 | 0 | 80540 |
| 1 | 800,00 | 2 | 6 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 800,00 | 36 | 0 | 39 | 0 | 80620 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 13 | 24120 | 19960513 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6000,00 | 51 | 3 | 0 | 0 | 85504 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 9 | 2210 | 19880201 | 1 | 0 | 1 | 1 | 3000,00 | 38 | 11 | 0 | 0 | 80620 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 5 | 41020 | 19841129 | 1 | 0 | 1 | 1 | 5000,00 | 36 | 15 | 35 | 0 | 80050 |
| 1 | 1500,00 | 2 | 7 | 6710 | 19920626 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3000,00 | 31 | 7 | 0 | 0 | 80250 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 1 | 99913 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 4000,00 | 37 | 0 | 41 | 0 | 86020 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 30 | 99910 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 671,00 | 34 | 0 | 0 | 0 | 80040 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 4 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2500,00 | 54 | 0 | 0 | 0 | 80050 |
| 1 | 300,00 | 1 | 20 | 41010 | 19890301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 30 | 10 | 0 | 0 | 82540 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 7 | 12110 | 19910501 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 28 | 8 | 0 | 0 | 85501 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 4 | 99917 | 19891201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2000,00 | 31 | 10 | 0 | 0 | 86010 |
| 1 | 4400,00 | 2 | 3 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1200,00 | 47 | 0 | 0 | 0 | 80330 |
| 1 | 2500,00 | 2 | 16 | 99910 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2490,00 | 44 | 0 | 49 | 1 | 80040 |
| 1 | 800,00 | 1 | 20 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 800,00 | 25 | 0 | 0 | 0 | 86010 |
| 1 | 800,00 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 2000,00 | 27 | 0 | 0 | 0 | 86050 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 6 | 6105 | 19980601 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3000,00 | 33 | 1 | 26 | 0 | 80710 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 0 | 2210 | 19700901 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2170,00 | 57 | 29 | 48 | 0 | 86610 |
| 1 | 2000,00 | 1 | 3 | 99917 | 19910605 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6000,00 | 38 | 8 | 0 | 0 | 85854 |
| 1 | 800,00 | 1 | 67 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 69 | 0 | 69 | 0 | 86560 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 5 | 99917 | 19920511 | 1 | 0 | 0 | 1 | 10000,00 | 46 | 7 | 46 | 0 | 86600 |
| 1 | 600,00 | 1 | 7 | 6310 | 19771201 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 48 | 22 | 0 | 0 | 86015 |
| 1 | 1200,00 | 2 | 10 | 33130 | 19830103 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1237,00 | 36 | 17 | 0 | 0 | 85301 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 14 | 41020 | 19900102 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2412,00 | 36 | 10 | 0 | 0 | 80250 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 10 | 31430 | 19930201 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3000,00 | 34 | 6 | 28 | 0 | 85875 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 10 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 21 | 0 | 0 | 0 | 80060 |
| 1 | 2000,00 | 2 | 42 | 99917 | 19860710 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2140,00 | 47 | 13 | 47 | 0 | 85301 |
| 1 | 1700,00 | 2 | 16 | 24120 | 19950920 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1550,00 | 28 | 4 | 32 | 0 | 80330 |
| 1 | 800,00 | 2 | 3 | 3010 | 19880502 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1497,27 | 33 | 11 | 0 | 0 | 80630 |
| 1 | 6000,00 | 1 | 12 | 43210 | 19890708 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6771,98 | 51 | 10 | 48 | 0 | 80710 |
| 0 | 1000,00 | 2 | 0 | 39315 | 19940217 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1000,00 | 24 | 5 | 0 | 0 | 80035 |
| 1 | 2200,00 | 1 | 37 | 24120 | 19510101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2500,00 | 70 | 49 | 68 | 0 | 82200 |
| 1 | 1000,00 | 2 | 15 | 32105 | 19950118 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1000,00 | 24 | 5 | 0 | 0 | 81210 |
| 1 | 1100,00 | 1 | 20 | 99910 | 19940507 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2000,00 | 24 | 5 | 0 | 0 | 80620 |
| 1 | 600,00 | 1 | 25 | 71920 | 19630716 | 1 | 0 | 0 | 0 | 130,00 | 60 | 36 | 60 | 0 | 80540 |
| 1 | 4500,00 | 1 | 17 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1960,00 | 53 | 0 | 52 | 0 | 82510 |
| 1 | 5000,00 | 2 | 10 | 99918 | 19970101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 15000,00 | 52 | 3 | 26 | 0 | 82520 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|----------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 4500,00 | 1 | 20 | 99918 | 19610301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 10000,00 | 60 | 38 | 52 | 0 | 82620 |
| 1 | 3500,00 | 1 | 10 | 6105 | 19940101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 11133,76 | 32 | 6 | 33 | 0 | 82300 |
| 1 | 800,00 | 1 | 2 | 2410 | 19760507 | 1 | 0 | 0 | 0 | 860,38 | 56 | 23 | 52 | 0 | 82940 |
| 1 | 4000,00 | 1 | 16 | 42120 | 19960302 | 1 | 1 | 0 | 0 | 9000,00 | 49 | 3 | 47 | 0 | 81050 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 3 | 12110 | 19700312 | 1 | 0 | 0 | 0 | 11831,57 | 61 | 29 | 51 | 0 | 80240 |
| 1 | 600,00 | 1 | 9 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 921,13 | 70 | 0 | 72 | 0 | 80020 |
| 1 | 600,00 | 1 | 15 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 853,97 | 67 | 0 | 57 | 0 | 80630 |
| 1 | 900,00 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1250,00 | 60 | 0 | 0 | 0 | 80030 |
| 1 | 1500,00 | 1 | 41 | 43210 | 19831001 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4000,00 | 45 | 16 | 47 | 0 | 84035 |
| 0 | 1000,00 | 2 | 13 | 43230 | 19951101 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2500,00 | 41 | 4 | 47 | 1 | 81030 |
| 1 | 1900,00 | 1 | 39 | 24120 | 19820125 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2411,00 | 45 | 17 | 32 | 0 | 81510 |
| 1 | 2300,00 | 2 | 25 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3000,00 | 66 | 0 | 74 | 0 | 80540 |
| 1 | 300,00 | 1 | 16 | 95410 | 19860318 | 1 | 0 | 0 | 0 | 704,00 | 52 | 13 | 49 | 0 | 81170 |
| 1 | 2700,00 | 1 | 4 | 30120 | 19860811 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3400,00 | 38 | 13 | 34 | 0 | 80740 |
| 1 | 600,00 | 2 | 1 | 57020 | 19901217 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1598,84 | 43 | 9 | 39 | 0 | 80035 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 10 | 99918 | 19790801 | 1 | 0 | 0 | 1 | 800,00 | 44 | 20 | 48 | 0 | 81200 |
| 1 | 700,00 | 1 | 8 | 31125 | 19840823 | 1 | 0 | 0 | 1 | 750,00 | 26 | 15 | 35 | 0 | 81270 |
| 1 | 700,00 | 2 | 6 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1000,00 | 40 | 0 | 45 | 0 | 82300 |
| 1 | 900,00 | 1 | 3 | 11010 | 19940301 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2000,00 | 41 | 5 | 44 | 0 | 80020 |
| 1 | 2100,00 | 1 | 15 | 2210 | 19930802 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3418,00 | 40 | 6 | 37 | 0 | 80620 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 8 | 2410 | 19860926 | 1 | 1 | 0 | 0 | 752,40 | 54 | 13 | 55 | 0 | 81910 |
| 1 | 3100,00 | 1 | 5 | 24120 | 19790508 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3500,00 | 49 | 20 | 42 | 0 | 80250 |
| 0 | 600,00 | 1 | 0 | 98530 | 19920701 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1500,00 | 54 | 7 | 52 | 1 | 83704 |
| 1 | 2100,00 | 2 | 5 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 3000,00 | 41 | 0 | 57 | 0 | 80060 |
| 1 | 600,00 | 2 | 10 | 99910 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1000,00 | 48 | 0 | 41 | 0 | 80540 |
| 1 | 960,00 | 2 | 4 | 13110 | 19960229 | 1 | 1 | 0 | 0 | 5534,09 | 38 | 3 | 0 | 0 | 81530 |
| 1 | 1000,00 | 1 | 32 | 99917 | 19960810 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3500,00 | 38 | 3 | 40 | 0 | 81110 |
| 1 | 1400,00 | 2 | 15 | 99910 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 894,00 | 65 | 0 | 0 | 0 | 80030 |
| 1 | 600,00 | 2 | 11 | 33130 | 19880808 | 1 | 1 | 0 | 0 | 822,00 | 37 | 11 | 0 | 0 | 81770 |
| 1 | 600,00 | 2 | 6 | 99918 | 19970102 | 1 | 1 | 0 | 0 | 3122,00 | 36 | 3 | 39 | 0 | 80610 |
| 0 | 300,00 | 1 | 0 | 99915 | 19920817 | 1 | 1 | 0 | 0 | 750,00 | 39 | 7 | 51 | 0 | 83409 |
| 1 | 600,00 | 2 | 5 | 13110 | 19950101 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1074,00 | 35 | 5 | 0 | 0 | 80440 |
| 1 | 800,00 | 2 | 26 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0,00 | 63 | 0 | 68 | 0 | 80510 |
| 1 | 600,00 | 2 | 4 | 13110 | 19930401 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1371,57 | 47 | 6 | 48 | 0 | 82200 |
| 0 | 800,00 | 1 | 6 | 6105 | 19940102 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1970,35 | 32 | 6 | 36 | 1 | 80610 |
| 1 | 2500,00 | 1 | 2 | 6105 | 19901101 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4550,00 | 36 | 9 | 34 | 0 | 80220 |
| 0 | 700,00 | 1 | 13 | 42120 | 19931108 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1298,00 | 29 | 6 | 29 | 0 | 83408 |

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---|---------|---|----|-------|----------|---|---|---|---|---------|----|----|----|---|-------|
| 1 | 900,00 | 2 | 4 | 32105 | 19950412 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1600,00 | 37 | 4 | 0 | 0 | 81270 |
| 1 | 3000,00 | 2 | 12 | 99918 | 19850523 | 1 | 0 | 0 | 1 | 6000,00 | 41 | 14 | 47 | 0 | 80250 |
| 0 | 1200,00 | 2 | 0 | 39315 | 19911001 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1210,00 | 29 | 8 | 0 | 0 | 82020 |
| 1 | 700,00 | 2 | 4 | 13110 | 19900205 | 1 | 0 | 0 | 0 | 700,00 | 34 | 9 | 38 | 0 | 82600 |
| 1 | 5000,00 | 2 | 3 | 30120 | 19940210 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4500,00 | 31 | 5 | 36 | 0 | 80250 |

| ESTADOCT | TIPODOC | ESCOLARI | TIPORES | SETORATI | RESULT | DRI | TSI | NSEG | TRI | RSI | RSL | LSI | EXPIID |
|----------|---------|----------|---------|----------|--------|----------|------|------|------|--------|------|--------|-----------|
| 4 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 0,00 | 0,31 | 1 | 0,05 | 71,43 | 1,00 | 71,43 | 1,739E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 1800,00 | 0,26 | 2 | 0,35 | 65,22 | 2,50 | 26,09 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 3 | 1 | 573,77 | 0,50 | 2 | 0,20 | 44,34 | 1,48 | 30,00 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 1400,00 | 0,40 | 3 | 0,86 | 71,43 | 1,88 | 38,10 | 1,749E+18 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,38 | 17,95 | 1,00 | 17,95 | 8,659E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 3000,00 | 0,13 | 2 | 0,28 | 102,56 | 4,00 | 25,64 | 8,659E+16 |
| 6 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | 1300,00 | 0,15 | 2 | 0,03 | 185,29 | 2,10 | 88,24 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 61,20 | 0,47 | 2 | 0,15 | 34,15 | 1,06 | 32,35 | 5,835E+14 |
| 6 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -601,97 | 0,39 | 2 | 0,13 | 23,16 | 0,54 | 42,58 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -2700,00 | 0,11 | 2 | 0,09 | 22,86 | 0,23 | 100,00 | 1,586E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 200,00 | 0,08 | 3 | 0,84 | 32,00 | 1,33 | 24,00 | 7,21E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | -2179,22 | 0,48 | 1 | 0,23 | 34,70 | 0,50 | 68,75 | 6,235E+27 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 1576,36 | 0,63 | 1 | 0,09 | 55,12 | 2,13 | 25,93 | 2,831E+23 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 2700,00 | 0,50 | 1 | 0,14 | 84,09 | 3,70 | 22,73 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 1 | 1 | 343,29 | 0,52 | 1 | 0,04 | 25,90 | 1,38 | 18,75 | 7,017E+20 |
| 4 | 1 | 4 | 1 | 1 | 0 | -86,00 | 0,27 | 1 | 0,22 | 31,42 | 0,94 | 33,33 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 177,00 | 0,27 | 1 | 0,18 | 31,30 | 1,15 | 27,27 | 1,285E+19 |
| 5 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 467,13 | 0,57 | 2 | 0,15 | 27,68 | 1,47 | 18,87 | 1,041E+23 |
| 4 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 743,29 | 0,46 | 2 | 0,39 | 27,03 | 2,49 | 10,87 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 119,51 | 0,56 | 1 | 0,44 | 34,62 | 1,09 | 31,71 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -1688,22 | 0,43 | 2 | 0,97 | 62,48 | 0,58 | 108,11 | 1,172E+16 |
| 6 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -848,64 | 0,21 | 2 | 0,26 | 17,14 | 0,43 | 39,47 | 3,186E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 976,17 | 0,15 | 2 | 0,04 | 84,30 | 1,75 | 48,15 | 5,32E+11 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1127,67 | 0,14 | 2 | 0,05 | 49,40 | 2,61 | 18,92 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1090,00 | 0,53 | 2 | 0,29 | 49,71 | 2,82 | 17,65 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 657,87 | 0,41 | 2 | 0,06 | 45,82 | 1,73 | 26,47 | 5,835E+14 |
| 4 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | -3387,00 | 0,00 | 1 | 0,40 | 10,57 | 0,15 | 68,97 | 1,546E+25 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 347,50 | 0,50 | 1 | 0,63 | 42,11 | 1,35 | 31,25 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 1 | 1 | 1319,00 | 0,40 | 2 | 0,03 | 67,30 | 2,88 | 23,33 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 738,15 | 0,09 | 2 | 0,86 | 106,80 | 1,25 | 85,71 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 4 | 1 | 81,05 | 0,07 | 2 | 0,07 | 69,37 | 1,04 | 66,67 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 4 | 2 | 1 | 0 | 343,29 | 0,31 | 2 | 0,07 | 42,87 | 1,38 | 31,03 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 1 | 1 | 572,54 | 0,37 | 2 | 0,07 | 54,54 | 1,64 | 33,33 | 5,32E+11 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 1 | 1 | 982,21 | 0,15 | 2 | 0,19 | 66,01 | 2,23 | 29,63 | 5,32E+11 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2408,00 | 0,21 | 2 | 0,68 | 107,43 | 5,01 | 21,43 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 4294,03 | 0,08 | 3 | 0,16 | 85,84 | 4,58 | 18,75 | 6,235E+27 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | 2400,00 | 0.23 | 1 | 0.27 | 68.18 | 5.00 | 13.64 | 1.285E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 341.39 | 0.55 | 1 | 0.23 | 25.94 | 1.43 | 18.18 | 1.285E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 973.96 | 0.32 | 1 | 0.15 | 60.34 | 1.65 | 36.59 | 6.398E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 1856.81 | 0.25 | 2 | 0.34 | 76.29 | 2.24 | 34.09 | 1.285E+19 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 1 | 1 | 1297.43 | 0.54 | 2 | 0.20 | 56.03 | 2.30 | 24.39 | 6.398E+17 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 4 | 1 | 400.00 | 0.00 | 2 | 0.45 | 18.87 | 1.67 | 11.32 | 1.041E+23 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 0 | 900.00 | 0.65 | 2 | 0.00 | 39.58 | 1.90 | 20.83 | 7.017E+20 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 600.00 | 0.50 | 2 | 0.13 | 62.50 | 1.32 | 47.50 | 2.354E+17 |
| 3 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 1500.00 | 0.46 | 2 | 0.11 | 65.22 | 2.00 | 32.61 | 9.496E+19 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 4 | 0 | 50.00 | 0.28 | 2 | 0.58 | 20.83 | 1.07 | 19.44 | 4.311E+15 |
| 5 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | -300.00 | 0.18 | 2 | 0.11 | 65.79 | 0.89 | 73.68 | 3.186E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 1500.00 | 0.15 | 3 | 0.97 | 132.35 | 1.50 | 88.24 | 5.835E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 2 | 3 | 0 | -580.00 | 0.21 | 1 | 0.06 | 3.53 | 0.17 | 20.59 | 5.835E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 0 | 40.00 | 0.08 | 1 | 0.41 | 20.00 | 1.06 | 18.92 | 1.172E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 147.38 | 0.33 | 1 | 0.10 | 28.25 | 1.21 | 23.33 | 1.069E+13 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 30.73 | 0.20 | 1 | 0.90 | 24.36 | 1.04 | 23.33 | 1.069E+13 |
| 1 | 1 | 4 | 4 | 4 | 0 | 294.00 | 0.39 | 1 | 0.00 | 35.29 | 1.37 | 25.81 | 2.905E+13 |
| 6 | 1 | 2 | 2 | 3 | 0 | 600.00 | 0.26 | 1 | 0.03 | 51.61 | 1.60 | 32.26 | 2.905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1500.00 | 0.00 | 1 | 0.87 | 96.77 | 2.00 | 48.39 | 2.905E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 3 | 3 | 1 | 1600.00 | 0.13 | 1 | 0.07 | 86.67 | 2.60 | 33.33 | 1.069E+13 |
| 1 | 1 | 4 | 0 | 1 | 0 | 197.00 | 0.29 | 1 | 0.00 | 42.75 | 1.20 | 35.71 | 1.446E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1129.06 | 0.18 | 1 | 0.86 | 79.61 | 2.03 | 39.29 | 1.446E+12 |
| 1 | 1 | 2 | 2 | 3 | 1 | -170.00 | 0.42 | 1 | 0.13 | 30.42 | 0.81 | 37.50 | 2.649E+10 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -15.35 | 0.23 | 1 | 0.50 | 22.49 | 0.97 | 23.08 | 1.957E+11 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2000.00 | 0.25 | 1 | 0.42 | 125.00 | 3.00 | 41.67 | 2.649E+10 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 5179.46 | 0.45 | 1 | 0.25 | 127.99 | 3.07 | 41.67 | 1.142E+26 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | -1014.75 | 0.00 | 2 | 0.18 | 13.98 | 0.40 | 34.69 | 1.907E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 295.62 | 0.46 | 2 | 0.25 | 110.33 | 1.06 | 104.17 | 7.017E+20 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -600.00 | 0.00 | 1 | 0.36 | 12.77 | 0.50 | 25.53 | 2.581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | -516.15 | 0.29 | 1 | 0.05 | 82.95 | 0.87 | 95.24 | 1.739E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1250.00 | 0.51 | 1 | 0.08 | 80.77 | 1.66 | 48.72 | 8.659E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 98.00 | 0.15 | 2 | 0.85 | 24.95 | 1.11 | 22.50 | 2.354E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | -51.00 | 0.25 | 1 | 0.14 | 27.78 | 0.95 | 29.19 | 4.311E+15 |
| 3 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 245.99 | 0.00 | 1 | 0.94 | 27.28 | 1.20 | 22.64 | 1.041E+23 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | -500.00 | 0.08 | 1 | 0.53 | 69.44 | 0.83 | 83.33 | 4.311E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | -900.00 | 0.00 | 1 | 0.32 | 9.68 | 0.40 | 24.19 | 8.438E+26 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | -982.00 | 0.00 | 1 | 0.22 | 14.87 | 0.45 | 32.73 | 7.695E+23 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 3 | 2 | 2 | 0 | 0,00 | 0,19 | 2 | 0,14 | 27,78 | 1,00 | 27,78 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 1 | 1 | 452,86 | 0,53 | 2 | 0,06 | 57,90 | 1,32 | 43,75 | 7,896E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 1000,00 | 0,15 | 1 | 0,04 | 92,59 | 1,67 | 55,56 | 5,32E+11 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | 400,00 | 0,41 | 1 | 0,37 | 31,71 | 1,44 | 21,95 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 2 | 2 | 3 | 1 | 164,00 | 0,20 | 2 | 0,04 | 30,56 | 1,27 | 24,00 | 7,2E+10 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -500,00 | 0,38 | 2 | 0,28 | 34,48 | 0,67 | 51,72 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1760,00 | 0,41 | 2 | 0,07 | 129,66 | 1,88 | 68,97 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 0,00 | 0,33 | 1 | 0,19 | 96,15 | 1,00 | 96,15 | 3,831E+22 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 2 | 0 | 533,33 | 0,25 | 1 | 0,79 | 47,22 | 1,89 | 25,00 | 2,649E+10 |
| 3 | 1 | 4 | 1 | 0 | 0 | -50,00 | 0,00 | 2 | 0,00 | 16,49 | 0,97 | 17,02 | 6,663E+40 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 2370,00 | 0,65 | 2 | 0,12 | 68,78 | 3,37 | 20,41 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 387,77 | 0,24 | 2 | 0,31 | 48,73 | 1,19 | 40,82 | 1,907E+21 |
| 6 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 2202,24 | 0,30 | 2 | 0,02 | 56,87 | 8,34 | 6,82 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 1 | 2000,00 | 0,46 | 2 | 0,17 | 50,00 | 4,33 | 11,54 | 3,831E+22 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 4 | 1 | 2509,16 | 0,80 | 2 | 0,27 | 75,90 | 2,00 | 37,88 | 4,607E+28 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | -1610,00 | 0,37 | 2 | 0,86 | 82,57 | 0,64 | 128,57 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 8333,00 | 0,36 | 2 | 0,30 | 273,04 | 2,85 | 95,74 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 0 | 421,00 | 0,25 | 2 | 0,11 | 68,61 | 1,28 | 53,57 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 538,88 | 0,41 | 2 | 0,12 | 36,44 | 1,77 | 20,59 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 1500,00 | 0,36 | 2 | 0,09 | 106,06 | 1,75 | 60,61 | 2,146E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -157,94 | 0,34 | 2 | 0,93 | 22,14 | 0,80 | 27,59 | 3,931E+12 |
| 1 | 1 | 4 | 4 | 3 | 1 | -210,68 | 0,33 | 2 | 0,20 | 19,64 | 0,74 | 26,67 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 3 | 0 | 674,00 | 0,36 | 2 | 0,79 | 56,21 | 1,75 | 32,14 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 4 | 0 | 2 | 1 | 1867,78 | 0,66 | 3 | 0,00 | 40,12 | 3,67 | 10,94 | 6,235E+27 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | -176,07 | 0,00 | 2 | 0,51 | 10,65 | 0,80 | 13,24 | 3,404E+29 |
| 2 | 3 | 3 | 1 | 2 | 0 | 300,00 | 0,09 | 3 | 0,06 | 44,12 | 1,25 | 35,29 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 1 | 0 | 255,27 | 0,16 | 2 | 0,18 | 31,91 | 1,17 | 27,27 | 7,695E+23 |
| 5 | 1 | 4 | 1 | 1 | 1 | 41013,00 | 0,23 | 2 | 0,65 | 758,27 | 7,84 | 96,77 | 8,438E+26 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | 8500,00 | 0,46 | 3 | 0,40 | 200,00 | 6,67 | 30,00 | 5,185E+21 |
| 4 | 1 | 1 | 4 | 2 | 1 | 1500,00 | 0,14 | 2 | 0,23 | 68,18 | 2,00 | 34,09 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 401,70 | 0,47 | 2 | 0,14 | 52,83 | 1,27 | 41,67 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 2000,00 | 0,14 | 2 | 0,09 | 142,86 | 1,67 | 85,71 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | -850,00 | 0,19 | 3 | 0,08 | 31,94 | 0,58 | 55,56 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 1 | 1 | 4200,00 | 0,17 | 3 | 0,00 | 104,17 | 6,25 | 16,67 | 7,017E+20 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 3 | 1 | 336,42 | 0,31 | 3 | 0,06 | 41,76 | 1,34 | 31,25 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 2000,00 | 0,52 | 2 | 0,03 | 225,81 | 1,40 | 161,29 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 1 | 1 | 8495,17 | 0,59 | 2 | 0,12 | 156,92 | 2,70 | 58,14 | 2,235E+37 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 2 | 4 | 2 | 0 | 3000,00 | 0,33 | 2 | 0,33 | 108,70 | 2,50 | 43,48 | 9,496E+19 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 922,20 | 0,57 | 3 | 0,95 | 48,23 | 1,77 | 27,27 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 4 | 2 | 2 | 1 | 5000,00 | 0,18 | 2 | 0,06 | 242,42 | 2,67 | 90,91 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1000,00 | 0,39 | 2 | 0,26 | 131,58 | 1,25 | 105,26 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 0 | 2000,00 | 0,06 | 3 | 0,29 | 114,29 | 2,00 | 57,14 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 383,25 | 0,56 | 2 | 0,26 | 49,51 | 1,29 | 38,24 | 5,835E+14 |
| 3 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | -1068,42 | 0,39 | 2 | 0,20 | 20,25 | 0,47 | 43,48 | 9,496E+19 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 205,00 | 0,30 | 2 | 0,09 | 45,61 | 1,16 | 39,39 | 2,146E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 4 | 1 | 378,00 | 0,36 | 2 | 0,96 | 34,93 | 1,63 | 21,43 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 0 | 1000,00 | 0,38 | 3 | 0,03 | 48,65 | 2,25 | 21,62 | 1,172E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1800,00 | 0,16 | 3 | 0,52 | 96,77 | 2,50 | 38,71 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 791,50 | 0,47 | 2 | 0,20 | 50,85 | 1,47 | 34,69 | 1,907E+21 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | -2200,00 | 0,36 | 1 | 0,86 | 28,57 | 0,27 | 107,14 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 401,74 | 0,44 | 1 | 0,12 | 41,23 | 1,40 | 29,41 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -62,66 | 0,28 | 1 | 0,03 | 26,17 | 0,93 | 28,13 | 7,896E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 400,00 | 0,13 | 1 | 0,67 | 53,33 | 1,33 | 40,00 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 3000,00 | 0,23 | 1 | 0,16 | 116,28 | 2,50 | 46,51 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 1 | 0,71 | 40,00 | 1,00 | 40,00 | 2,649E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | -1505,00 | 0,25 | 2 | 0,06 | 46,72 | 0,50 | 93,75 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -800,00 | 0,53 | 2 | 0,23 | 51,16 | 0,73 | 69,77 | 4,728E+18 |
| 2 | 4 | 3 | 2 | 3 | 1 | -600,39 | 0,49 | 2 | 0,05 | 61,53 | 0,80 | 76,92 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -493,00 | 0,40 | 2 | 0,03 | 83,57 | 0,84 | 100,00 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 0 | 117,00 | 0,41 | 1 | 0,74 | 47,56 | 1,08 | 44,12 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -900,00 | 0,55 | 1 | 0,02 | 50,00 | 0,70 | 71,43 | 1,739E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 106,23 | 0,29 | 1 | 0,07 | 50,22 | 1,08 | 46,43 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 0 | 1 | -3000,00 | 0,00 | 2 | 0,02 | 22,73 | 0,25 | 90,91 | 1,285E+19 |
| 5 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 0,00 | 0,24 | 1 | 0,12 | 73,81 | 1,00 | 73,81 | 1,739E+18 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | -81,42 | 0,46 | 1 | 0,31 | 19,14 | 0,92 | 20,83 | 7,017E+20 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 500,00 | 0,00 | 1 | 0,47 | 81,40 | 1,17 | 69,77 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 0 | 0,00 | 0,31 | 1 | 0,06 | 34,29 | 1,00 | 34,29 | 1,586E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 1500,00 | 0,28 | 1 | 0,94 | 97,22 | 1,75 | 55,56 | 4,311E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 0 | 3 | 1 | 33,07 | 0,33 | 2 | 0,00 | 34,44 | 1,03 | 33,33 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1100,00 | 0,41 | 2 | 0,17 | 68,97 | 2,22 | 31,03 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | DRL | 0,00 | 1 | 0,41 | 8,16 | 1,14 | 7,14 | 3,638E+42 |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 3 | 0 | 300,00 | 0,44 | 1 | 0,18 | 19,30 | 1,38 | 14,04 | 5,686E+24 |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | -1699,99 | 0,33 | 1 | 0,00 | 0,00 | 0,00 | 40,48 | 1,739E+18 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 0 | -780,00 | 0,08 | 2 | 0,21 | 3,08 | 0,13 | 23,08 | 8,659E+16 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 0 | 266,00 | 0,15 | 2 | 0,26 | 31,35 | 1,33 | 23,53 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 0 | 2 | 0 | -50,00 | 0,29 | 1 | 0,00 | 25,00 | 0,94 | 26,47 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 4 | 2 | 2 | 0 | -80,00 | 0,17 | 1 | 0,03 | 21,38 | 0,89 | 24,14 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | 3780,95 | 0,33 | 1 | 0,85 | 173,37 | 5,20 | 33,33 | 5,32E+11 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -806,00 | 0,47 | 1 | 0,21 | 64,53 | 0,73 | 88,24 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -500,00 | 0,17 | 1 | 0,53 | 69,14 | 0,83 | 83,33 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 10390,08 | 0,39 | 0 | 0,30 | 234,91 | 4,46 | 52,63 | 5,686E+24 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | 189,48 | 0,00 | 0 | 0,00 | 11,12 | 1,32 | 8,45 | 6,838E+30 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 0,00 | 0,09 | 1 | 0,37 | 52,63 | 1,00 | 52,63 | 5,686E+24 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | -2000,00 | 0,19 | 1 | 0,07 | 69,77 | 0,60 | 116,28 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 0 | 400,00 | 0,28 | 2 | 0,13 | 30,00 | 1,50 | 20,00 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 200,00 | 0,50 | 2 | 0,03 | 42,50 | 1,13 | 37,50 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | -100,00 | 0,43 | 2 | 0,11 | 24,32 | 0,90 | 27,03 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 510,05 | 0,47 | 1 | 0,18 | 53,24 | 1,39 | 38,24 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | 0,00 | 0,44 | 1 | 0,94 | 21,88 | 1,00 | 21,88 | 7,896E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 189,37 | 0,42 | 1 | 0,52 | 28,69 | 1,27 | 22,58 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 0 | -799,99 | 0,09 | 1 | 0,26 | 0,00 | 0,00 | 23,53 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 0 | 660,65 | 0,39 | 1 | 0,61 | 44,26 | 1,83 | 24,24 | 2,146E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 150,00 | 0,23 | 1 | 0,07 | 28,33 | 1,21 | 23,33 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 0 | 570,00 | 0,55 | 2 | 0,57 | 29,62 | 1,57 | 18,87 | 1,041E+23 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | -1200,00 | 0,00 | 1 | 0,02 | 11,11 | 0,37 | 30,16 | 2,294E+27 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 8150,74 | 0,47 | 2 | 0,30 | 169,18 | 5,08 | 33,33 | 1,142E+26 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 4028,83 | 0,26 | 2 | 0,13 | 141,93 | 2,61 | 54,35 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 0 | -5000,00 | 0,42 | 2 | 0,02 | 23,26 | 0,17 | 139,53 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 4 | 1 | 300,00 | 0,49 | 2 | 0,27 | 24,39 | 1,43 | 17,07 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 0 | -500,00 | 0,15 | 2 | 0,00 | 38,46 | 0,75 | 51,28 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 1600,00 | 0,27 | 2 | 0,00 | 69,70 | 3,29 | 21,21 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0,00 | 0,24 | 2 | 0,00 | 29,41 | 1,00 | 29,41 | 5,835E+14 |
| 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -600,00 | 0,14 | 2 | 0,08 | 25,00 | 0,60 | 41,67 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 1700,00 | 0,58 | 2 | 0,08 | 69,44 | 3,13 | 22,22 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 1 | 4 | 2 | 0 | 300,00 | 0,12 | 2 | 0,05 | 43,90 | 1,20 | 36,59 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 0 | 200,00 | 0,23 | 2 | 0,07 | 40,00 | 1,20 | 33,33 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 456,74 | 0,38 | 2 | 0,04 | 18,87 | 1,76 | 10,71 | 2,092E+24 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | 0,00 | 0,38 | 2 | 0,00 | 27,59 | 1,00 | 27,59 | 3,931E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 1650,00 | 0,16 | 2 | 0,26 | 150,00 | 1,55 | 96,77 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | -1000,00 | 0,00 | 2 | 0,21 | 35,71 | 0,50 | 71,43 | 1,446E+12 |
| 4 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 3480,50 | 0,30 | 1 | 0,79 | 94,93 | 2,39 | 39,68 | 2,294E+27 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|-------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 2 | 1 | 4 | 0 | 689,00 | 0,15 | 1 | 0,17 | 21,22 | 1,57 | 13,48 | 4,49E+38 |
| 3 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | 2425,97 | 0,00 | 1 | 0,27 | 58,65 | 4,03 | 14,55 | 7,695E+23 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | -2570,75 | 0,00 | 1 | 0,22 | 9,85 | 0,22 | 44,59 | 1,373E+32 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2232,32 | 0,20 | 1 | 0,14 | 82,72 | 1,93 | 42,86 | 2,092E+24 |
| 3 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 494,84 | 0,35 | 1 | 0,16 | 15,41 | 1,49 | 10,31 | 1,338E+42 |
| 2 | 1 | 2 | 3 | 3 | 1 | DRI | 0,27 | 1 | 0,09 | 93,94 | 1,03 | 90,91 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | -732,90 | 0,44 | 2 | 0,11 | 117,05 | 0,88 | 133,33 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | 0,00 | 0,29 | 2 | 0,49 | 48,78 | 1,00 | 48,78 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2037,86 | 0,30 | 1 | 0,28 | 82,28 | 2,36 | 34,88 | 4,728E+18 |
| 4 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 1800,00 | 0,33 | 1 | 0,09 | 58,14 | 3,57 | 16,28 | 4,728E+18 |
| 4 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | 400,00 | 0,50 | 1 | 0,13 | 27,50 | 1,57 | 17,50 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 3 | 1 | 1 | 1000,00 | 0,41 | 1 | 0,82 | 51,28 | 2,00 | 25,64 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 1 | 1 | 3500,00 | 0,10 | 1 | 0,02 | 146,34 | 2,40 | 60,98 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 500,00 | 0,03 | 1 | 0,03 | 83,33 | 1,20 | 69,44 | 4,311E+15 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 4 | 1 | 299,38 | 0,59 | 1 | 0,00 | 33,32 | 1,30 | 25,64 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 0 | 0,00 | 0,19 | 2 | 0,27 | 27,03 | 1,00 | 27,03 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 1053,00 | 0,47 | 2 | 0,94 | 51,47 | 2,32 | 22,22 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 5035,00 | 0,29 | 1 | 0,32 | 194,68 | 6,04 | 32,26 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 69,23 | 0,03 | 1 | 0,13 | 25,64 | 1,10 | 23,33 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | -69,00 | 0,16 | 2 | 0,98 | 11,27 | 0,90 | 12,50 | 2,092E+24 |
| 4 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 1700,00 | 0,27 | 2 | 0,14 | 93,18 | 1,71 | 54,55 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 1 | 0 | 167,06 | 0,52 | 2 | 0,24 | 32,55 | 1,14 | 28,57 | 1,739E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1081,00 | 0,33 | 2 | 0,09 | 78,21 | 1,72 | 45,45 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 0,00 | 0,28 | 2 | 0,06 | 46,88 | 1,00 | 46,88 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 214,00 | 0,31 | 2 | 0,16 | 28,56 | 1,31 | 21,88 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 0 | 0 | 850,00 | 0,00 | 2 | 0,40 | 29,17 | 1,94 | 15,00 | 1,142E+26 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 1 | 0 | -1140,00 | 0,24 | 2 | 0,03 | 10,59 | 0,24 | 44,12 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 1169,00 | 0,04 | 2 | 0,96 | 77,46 | 2,17 | 35,71 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | 0,00 | 0,29 | 2 | 0,33 | 29,17 | 1,00 | 29,17 | 2,649E+10 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 745,00 | 0,32 | 2 | 0,88 | 41,80 | 3,48 | 12,00 | 7,2E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 8600,00 | 0,42 | 2 | 0,03 | 219,35 | 2,72 | 80,65 | 8,438E+26 |
| 3 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 5000,01 | 0,19 | 2 | 0,41 | 158,73 | 2,00 | 79,37 | 2,294E+27 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | 408,83 | 0,00 | 1 | 0,50 | 20,53 | 1,58 | 12,96 | 2,831E+23 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 5 | 1 | 9500,00 | 0,15 | 2 | 0,10 | 218,75 | 10,50 | 20,83 | 7,017E+20 |
| 4 | 1 | 2 | 2 | 2 | 0 | 150,00 | 0,35 | 2 | 0,04 | 24,55 | 1,13 | 21,82 | 7,695E+23 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 800,00 | 0,59 | 2 | 0,06 | 147,06 | 1,19 | 123,53 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 0 | 2000,00 | 0,37 | 3 | 0,07 | 121,95 | 1,67 | 73,17 | 6,398E+17 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|-------|-----------|
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 4000,00 | 0,45 | 2 | 0,25 | 150,00 | 3,00 | 50,00 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 4 | 2 | 1 | 1 | 2000,00 | 0,22 | 2 | 0,05 | 121,95 | 1,67 | 73,17 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 4 | 1 | 2699,12 | 0,42 | 2 | 0,08 | 74,98 | 4,00 | 18,75 | 7,017E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | 900,00 | 0,45 | 2 | 0,19 | 38,10 | 2,29 | 16,67 | 1,739E+18 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | -1384,00 | 0,23 | 2 | 0,18 | 15,79 | 0,31 | 51,28 | 8,659E+16 |
| 4 | 1 | 4 | 4 | 2 | 0 | 2200,00 | 0,22 | 2 | 0,06 | 61,22 | 3,75 | 16,33 | 1,907E+21 |
| 3 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | -178,00 | 0,00 | 2 | 0,70 | 7,15 | 0,75 | 9,59 | 5,052E+31 |
| 2 | 1 | 4 | 3 | 2 | 1 | 4300,00 | 0,81 | 2 | 0,08 | 138,89 | 7,14 | 19,44 | 4,311E+15 |
| 1 | 1 | 4 | 4 | 2 | 0 | 53,34 | 0,16 | 2 | 0,14 | 41,98 | 1,04 | 40,54 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 0,00 | 0,26 | 2 | 0,09 | 57,14 | 1,00 | 57,14 | 1,586E+15 |
| 4 | 1 | 2 | 2 | 3 | 0 | 260,00 | 0,03 | 2 | 0,03 | 55,00 | 1,17 | 46,88 | 7,896E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 0,00 | 0,25 | 2 | 0,28 | 25,00 | 1,00 | 25,00 | 4,311E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | -50,00 | 0,38 | 3 | 0,15 | 19,12 | 0,93 | 20,59 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 262,12 | 0,47 | 3 | 0,77 | 28,74 | 1,44 | 20,00 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 58,00 | 0,29 | 3 | 0,93 | 23,50 | 1,10 | 21,43 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | -527,81 | 0,31 | 2 | 0,14 | 68,01 | 0,79 | 86,21 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | -335,47 | 0,11 | 2 | 0,24 | 10,84 | 0,74 | 14,61 | 4,491E+38 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 500,00 | 0,63 | 1 | 0,93 | 53,57 | 1,20 | 44,64 | 2,092E+24 |
| 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 0 | -990,00 | 0,25 | 1 | 0,08 | 42,08 | 0,51 | 83,33 | 2,649E+10 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 0 | 1 | -1000,00 | 0,00 | 2 | 0,13 | 0,00 | 0,00 | 41,67 | 2,649E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 0 | 1 | 500,00 | 0,00 | 2 | 0,32 | 20,97 | 1,63 | 12,90 | 8,438E+26 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 0,00 | 0,39 | 1 | 0,92 | 61,22 | 1,00 | 61,22 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 1 | 1 | 600,00 | 0,28 | 1 | 0,05 | 51,28 | 1,43 | 35,90 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 1600,00 | 0,12 | 2 | 0,09 | 102,94 | 1,84 | 55,88 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | -1500,00 | 0,15 | 2 | 0,24 | 14,71 | 0,25 | 58,82 | 5,835E+14 |
| 2 | 2 | 3 | 1 | 1 | 1 | 0,00 | 0,13 | 2 | 0,11 | 39,13 | 1,00 | 39,13 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2321,64 | 0,15 | 1 | 0,18 | 103,69 | 3,11 | 33,33 | 2,146E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 0 | 1 | 500,00 | 0,00 | 1 | 0,16 | 62,50 | 1,33 | 46,88 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 1029,06 | 0,14 | 2 | 0,20 | 71,95 | 1,34 | 53,57 | 2,092E+24 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 1064,48 | 0,53 | 2 | 0,35 | 42,44 | 1,97 | 21,57 | 1,409E+22 |
| 5 | 1 | 3 | 4 | 0 | 0 | 500,00 | 0,00 | 2 | 0,22 | 27,78 | 1,50 | 18,52 | 2,831E+23 |
| 4 | 1 | 2 | 1 | 4 | 1 | 1300,00 | 0,09 | 2 | 0,35 | 111,63 | 1,37 | 81,40 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 0 | -1085,00 | 0,11 | 3 | 0,38 | 40,54 | 0,58 | 69,86 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 3 | 0 | 0,00 | 0,22 | 2 | 0,14 | 40,54 | 1,00 | 40,54 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 835,07 | 0,36 | 2 | 0,14 | 67,64 | 1,52 | 44,44 | 4,311E+15 |
| 1 | 2 | 3 | 1 | 3 | 1 | 639,54 | 0,10 | 2 | 0,25 | 78,49 | 1,26 | 62,50 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 4000,00 | 0,15 | 2 | 0,09 | 151,52 | 5,00 | 30,30 | 2,146E+14 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 304,53 | 0,19 | 2 | 0,54 | 35,26 | 1,30 | 27,03 | 1,172E+16 |
| 5 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 0,00 | 0,15 | 2 | 0,29 | 115,38 | 1,00 | 115,38 | 3,831E+22 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | -8,34 | 0,36 | 2 | 0,07 | 38,99 | 0,99 | 39,29 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 1 | 4000,00 | 0,44 | 2 | 0,05 | 116,28 | 5,00 | 23,26 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 3594,30 | 0,50 | 2 | 0,28 | 183,18 | 2,20 | 83,33 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1642,26 | 0,13 | 2 | 0,57 | 71,41 | 4,28 | 16,67 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 8469,98 | 0,77 | 2 | 0,02 | 171,64 | 5,23 | 32,79 | 3,104E+26 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 360,00 | 0,64 | 2 | 0,25 | 25,57 | 1,30 | 19,67 | 3,104E+26 |
| 2 | 1 | 2 | 0 | 2 | 0 | -999,99 | 0,21 | 2 | 0,10 | 0,00 | 0,00 | 25,64 | 8,659E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 710,81 | 0,16 | 1 | 0,26 | 35,14 | 1,89 | 18,60 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 4400,00 | 0,29 | 2 | 0,36 | 178,57 | 8,33 | 21,43 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | -1200,00 | 0,36 | 2 | 0,40 | 32,00 | 0,40 | 80,00 | 7,2E+10 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | 3000,00 | 0,08 | 1 | 0,27 | 211,54 | 2,20 | 96,15 | 1,957E+11 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 5 | 1 | 10000,00 | 0,58 | 2 | 0,43 | 283,02 | 3,00 | 94,34 | 1,041E+23 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 0,00 | 0,29 | 2 | 0,21 | 208,33 | 1,00 | 208,33 | 7,017E+20 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | 1000,00 | 0,00 | 2 | 0,47 | 46,51 | 2,00 | 23,26 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1650,00 | 0,40 | 2 | 0,37 | 78,57 | 2,50 | 31,43 | 1,586E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -125,18 | 0,24 | 2 | 0,87 | 14,67 | 0,84 | 17,39 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1000,00 | 0,19 | 2 | 0,56 | 83,33 | 1,50 | 55,56 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 2 | 0 | 0,00 | 0,10 | 2 | 0,03 | 32,50 | 1,00 | 32,50 | 2,354E+17 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 8609,32 | 0,14 | 2 | 0,46 | 288,84 | 6,74 | 42,86 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 1 | 0 | 1500,00 | 0,12 | 2 | 0,03 | 54,55 | 6,00 | 9,09 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | -176,37 | 0,34 | 2 | 0,97 | 28,40 | 0,82 | 34,48 | 3,931E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 964,00 | 0,15 | 2 | 0,15 | 61,63 | 2,38 | 25,93 | 5,32E+11 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 4 | 1 | 2950,68 | 0,40 | 3 | 0,27 | 89,18 | 2,23 | 40,00 | 1,142E+26 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -103,10 | 0,22 | 2 | 0,74 | 25,95 | 0,85 | 30,43 | 9,745E+09 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2166,20 | 0,41 | 2 | 0,32 | 77,39 | 1,90 | 40,68 | 4,201E+25 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 256,47 | 0,00 | 2 | 0,35 | 16,79 | 1,43 | 11,76 | 1,409E+22 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 12000,00 | 0,17 | 1 | 0,12 | 365,85 | 5,00 | 73,17 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 4 | 1 | -879,85 | 0,52 | 1 | 0,36 | 10,00 | 0,32 | 30,95 | 1,739E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | 0 | -144,15 | 0,36 | 1 | 0,03 | 25,93 | 0,86 | 30,30 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 500,00 | 0,06 | 2 | 0,13 | 38,71 | 1,71 | 22,58 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 1600,00 | 0,07 | 2 | 0,07 | 89,29 | 2,78 | 32,14 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 1000,00 | 0,14 | 2 | 0,07 | 68,18 | 1,50 | 45,45 | 1,285E+19 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 0 | -1300,00 | 0,14 | 1 | 0,05 | 27,91 | 0,48 | 58,14 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,23 | 46,51 | 1,00 | 46,51 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 0,00 | 0,24 | 2 | 0,03 | 135,14 | 1,00 | 135,14 | 1,172E+16 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 1500,00 | 0,07 | 2 | 0,37 | 111,11 | 2,00 | 55,56 | 5,32E+11 |
| 3 | 1 | 2 | 1 | 1 | 0 | 0,00 | 0,18 | 1 | 0,18 | 70,18 | 1,00 | 70,18 | 5,686E+24 |
| 4 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | 0,00 | 0,19 | 2 | 0,06 | 44,68 | 1,00 | 44,68 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 1680,00 | 0,09 | 1 | 0,07 | 92,89 | 1,67 | 55,56 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 0 | -20,00 | 0,33 | 1 | 0,15 | 29,70 | 0,98 | 30,30 | 2,146E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 2 | 1 | 1 | 710,00 | 0,04 | 2 | 0,13 | 52,17 | 2,45 | 21,30 | 9,745E+09 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 1 | 0 | 788,00 | 0,37 | 1 | 0,34 | 42,51 | 2,13 | 20,00 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1000,00 | 0,16 | 1 | 0,03 | 129,03 | 1,33 | 96,77 | 2,905E+13 |
| 2 | 4 | 3 | 1 | 4 | 1 | -350,67 | 0,70 | 2 | 0,46 | 55,25 | 0,90 | 61,40 | 5,686E+24 |
| 5 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 1300,00 | 0,20 | 2 | 0,23 | 45,45 | 2,86 | 15,91 | 1,285E+19 |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0,00 | 0,18 | 2 | 0,04 | 42,86 | 1,00 | 42,86 | 1,446E+12 |
| 2 | 2 | 3 | 1 | 1 | 1 | 4621,00 | 0,48 | 1 | 0,00 | 117,25 | 2,54 | 46,15 | 1,695E+28 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 10,00 | 0,37 | 1 | 0,03 | 30,33 | 1,01 | 30,00 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 6126,75 | 0,45 | 1 | 0,12 | 241,11 | 2,53 | 95,24 | 1,739E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 500,00 | 0,40 | 2 | 0,38 | 62,50 | 1,25 | 50,00 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 4 | 0 | -33,00 | 0,32 | 2 | 0,03 | 26,14 | 0,97 | 27,03 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | -2640,00 | 0,26 | 2 | 0,00 | 13,33 | 0,12 | 111,11 | 5,32E+11 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1462,00 | 0,37 | 2 | 0,02 | 78,19 | 1,77 | 44,19 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 300,00 | 0,46 | 2 | 0,14 | 48,65 | 1,20 | 40,54 | 1,172E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 0 | 114,57 | 0,50 | 2 | 0,83 | 40,49 | 1,10 | 36,67 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 4 | 1 | 4800,00 | 0,25 | 2 | 0,79 | 214,29 | 5,00 | 42,86 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | -1500,00 | 0,04 | 2 | 0,22 | 43,48 | 0,40 | 108,70 | 9,745E+09 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 0,00 | 0,55 | 2 | 0,10 | 137,25 | 1,00 | 137,25 | 1,409E+22 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 0 | -2100,00 | 0,18 | 1 | 0,06 | 29,41 | 0,32 | 91,18 | 5,835E+14 |
| 4 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | -200,00 | 0,31 | 1 | 0,22 | 87,76 | 0,96 | 91,84 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | 1000,00 | 0,17 | 1 | 0,03 | 103,45 | 1,50 | 68,97 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1042,00 | 0,33 | 1 | 0,23 | 94,00 | 1,35 | 69,77 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 1000,00 | 0,21 | 1 | 0,96 | 125,00 | 1,50 | 83,33 | 2,649E+10 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 2029,82 | 0,41 | 1 | 0,19 | 44,68 | 2,35 | 18,99 | 2,038E+34 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1006,96 | 0,38 | 1 | 0,19 | 35,98 | 2,12 | 16,98 | 1,041E+23 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 500,00 | 0,27 | 1 | 0,07 | 28,89 | 1,63 | 17,78 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 1345,00 | 0,14 | 1 | 0,28 | 56,81 | 2,92 | 19,44 | 4,311E+15 |
| 5 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 981,45 | 0,38 | 1 | 0,50 | 64,16 | 1,82 | 35,29 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 3 | 2 | 1 | -300,00 | 0,03 | 1 | 0,83 | 56,67 | 0,85 | 66,67 | 1,069E+13 |
| 5 | 1 | 3 | 2 | 4 | 1 | 0,00 | 0,72 | 2 | 0,05 | 51,72 | 1,00 | 51,72 | 1,546E+25 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 2800,00 | 0,03 | 1 | 0,71 | 105,26 | 3,33 | 31,58 | 3,186E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 31,21 | 0,15 | 1 | 0,74 | 112,27 | 1,01 | 111,11 | 5,32E+11 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1100,00 | 0,29 | 1 | 0,87 | 58,06 | 2,57 | 22,58 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 800,00 | 0,23 | 1 | 0,13 | 60,00 | 1,80 | 33,33 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | 134,62 | 0,07 | 1 | 0,27 | 23,83 | 1,11 | 21,43 | 2,092E+24 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 1 | 1 | 688,29 | 0,32 | 2 | 0,18 | 60,30 | 1,69 | 35,71 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 4443,00 | 0,33 | 2 | 0,33 | 165,08 | 3,96 | 41,67 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | -1427,96 | 0,46 | 2 | 0,20 | 44,92 | 0,52 | 85,71 | 1,586E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -300,00 | 0,23 | 2 | 0,06 | 77,14 | 0,90 | 85,71 | 1,586E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -800,00 | 0,21 | 2 | 0,03 | 56,41 | 0,73 | 76,92 | 8,659E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1500,00 | 0,09 | 2 | 0,78 | 140,63 | 1,50 | 93,75 | 7,896E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | 937,00 | 0,43 | 2 | 0,13 | 53,43 | 1,78 | 30,00 | 2,354E+17 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -1000,00 | 0,24 | 2 | 0,74 | 58,82 | 0,67 | 88,24 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 149,00 | 0,50 | 2 | 0,08 | 44,77 | 1,07 | 41,67 | 7,017E+20 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -1050,00 | 0,30 | 2 | 0,40 | 65,00 | 0,65 | 100,00 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1300,00 | 0,19 | 2 | 0,88 | 92,31 | 2,18 | 42,31 | 1,957E+11 |
| 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 0 | 1500,00 | 0,27 | 2 | 0,18 | 90,91 | 2,00 | 45,45 | 2,146E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 0,00 | 0,46 | 2 | 0,22 | 54,35 | 1,00 | 54,35 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 1 | 500,00 | 0,48 | 1 | 0,23 | 37,50 | 1,50 | 25,00 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 0 | 110,53 | 0,20 | 1 | 0,14 | 29,78 | 1,09 | 27,27 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | -999,99 | 0,28 | 2 | 0,21 | 0,00 | 0,00 | 25,64 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2000,00 | 0,11 | 2 | 0,35 | 108,11 | 2,00 | 54,05 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 253,00 | 0,41 | 2 | 0,33 | 16,47 | 1,28 | 12,86 | 2,515E+30 |
| 5 | 1 | 1 | 1 | 3 | 0 | 13,35 | 0,11 | 2 | 0,12 | 10,76 | 1,02 | 10,53 | 5,686E+24 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1500,00 | 0,22 | 2 | 0,22 | 59,32 | 1,75 | 33,90 | 4,201E+25 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 1500,00 | 0,00 | 2 | 0,17 | 59,32 | 1,75 | 33,90 | 4,201E+25 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 1 | 0 | -3399,99 | 0,32 | 2 | 0,11 | 0,00 | 0,00 | 77,27 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 4000,00 | 0,16 | 2 | 0,11 | 222,22 | 1,67 | 133,33 | 3,493E+19 |
| 5 | 1 | 3 | 2 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,23 | 170,21 | 1,00 | 170,21 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 2983,14 | 0,27 | 2 | 0,24 | 145,93 | 1,99 | 73,17 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 3 | 3 | 1 | -2500,00 | 0,29 | 2 | 0,05 | 60,98 | 0,50 | 121,95 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | -2000,00 | 0,61 | 1 | 0,13 | 64,52 | 0,50 | 129,03 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 55,39 | 0,31 | 1 | 0,28 | 18,21 | 1,09 | 16,67 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 0 | -900,00 | 0,10 | 1 | 0,20 | 53,33 | 0,64 | 83,33 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 0 | 256,24 | 0,32 | 1 | 0,32 | 37,30 | 1,28 | 29,03 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 1 | 0 | 147,00 | 0,22 | 1 | 0,07 | 46,19 | 1,13 | 40,74 | 5,32E+11 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 0,00 | 0,22 | 1 | 0,67 | 48,15 | 1,00 | 48,15 | 5,32E+11 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 1400,00 | 0,00 | 2 | 0,40 | 35,09 | 3,33 | 10,53 | 5,686E+24 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | -700,00 | 0,00 | 2 | 0,04 | 0,00 | 0,00 | 30,43 | 9,745E+09 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 1 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 353,24 | 0,04 | 2 | 0,96 | 39,72 | 1,59 | 25,00 | 2,649E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 3 | 3 | 1 | -450,90 | 0,09 | 2 | 0,15 | 46,76 | 1,27 | 36,96 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 2700,00 | 0,08 | 2 | 0,08 | 57,38 | 4,38 | 13,11 | 3,104E+26 |
| 6 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | -470,00 | 0,28 | 2 | 0,17 | 2,77 | 0,22 | 12,77 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 1214,75 | 0,15 | 2 | 0,05 | 66,21 | 1,81 | 36,59 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | 0 | -999,99 | 0,11 | 3 | 0,06 | 0,00 | 0,00 | 21,28 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 2885,06 | 0,25 | 2 | 0,13 | 118,28 | 4,21 | 28,13 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | -50,00 | 0,23 | 3 | 0,03 | 33,87 | 0,95 | 35,48 | 2,905E+13 |
| 4 | 1 | 3 | 2 | 3 | 0 | 1600,00 | 0,26 | 2 | 0,23 | 80,00 | 2,33 | 34,29 | 1,586E+15 |
| 2 | 5 | 3 | 3 | 3 | 1 | 8,41 | 0,37 | 2 | 0,00 | 91,67 | 1,00 | 91,43 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 0 | 0 | 571,29 | 0,00 | 2 | 0,51 | 19,85 | 1,95 | 10,17 | 4,201E+25 |
| 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | DRL | 0,56 | 2 | 0,12 | 30,23 | 1,08 | 27,91 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | 800,00 | 0,32 | 3 | 0,45 | 34,09 | 2,14 | 15,91 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 0 | 1 | 1100,00 | 0,00 | 3 | 0,44 | 51,28 | 2,22 | 23,08 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | -3300,00 | 0,18 | 2 | 0,13 | 15,79 | 0,15 | 102,63 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 1500,00 | 0,16 | 2 | 0,10 | 132,26 | 1,58 | 83,87 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 0,00 | 0,24 | 2 | 0,03 | 93,10 | 1,00 | 93,10 | 3,931E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 800,00 | 0,15 | 2 | 0,58 | 76,92 | 1,67 | 46,15 | 1,957E+11 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 163,57 | 0,23 | 2 | 0,12 | 29,37 | 1,27 | 23,08 | 1,957E+11 |
| 2 | 1 | 4 | 0 | 1 | 1 | -502,00 | 0,21 | 2 | 0,00 | 13,86 | 0,67 | 20,83 | 1,859E+31 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | -2000,00 | 0,00 | 1 | 0,42 | 8,47 | 0,20 | 42,37 | 4,201E+25 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 0 | -799,99 | 0,28 | 2 | 0,31 | 37,50 | 0,60 | 62,50 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 3 | 0 | 600,00 | 0,34 | 1 | 0,94 | 40,63 | 1,86 | 21,88 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 5882,25 | 0,00 | 2 | 0,25 | 139,40 | 3,03 | 46,03 | 2,294E+27 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | -500,00 | 0,00 | 2 | 0,10 | 58,82 | 0,86 | 68,63 | 1,409E+22 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | 1000,00 | 0,07 | 2 | 0,13 | 65,22 | 1,50 | 43,48 | 9,496E+19 |
| 3 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | 1460,00 | 0,00 | 2 | 0,10 | 50,88 | 1,73 | 29,41 | 3,404E+29 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 0 | 1 | -400,00 | 0,00 | 2 | 0,08 | 10,77 | 0,64 | 16,92 | 1,695E+28 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 7000,00 | 0,17 | 2 | 0,20 | 166,67 | 3,33 | 50,00 | 1,142E+26 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 0 | 900,00 | 0,15 | 2 | 0,11 | 31,91 | 2,50 | 12,77 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 4 | 0 | 3 | 0 | 1700,00 | 0,12 | 3 | 0,00 | 46,51 | 6,67 | 6,98 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1700,00 | 0,23 | 2 | 0,06 | 64,52 | 6,67 | 9,68 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 3000,00 | 0,23 | 1 | 0,94 | 129,03 | 4,00 | 32,26 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 400,00 | 0,25 | 1 | 0,00 | 96,15 | 1,09 | 88,46 | 3,831E+22 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 5 | 1 | 2802,26 | 0,41 | 2 | 0,24 | 200,07 | 1,70 | 117,65 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 0 | -667,50 | 0,22 | 3 | 0,14 | 9,24 | 0,33 | 27,78 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 2700,00 | 0,20 | 3 | 0,46 | 142,86 | 2,17 | 65,71 | 1,586E+15 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 158,20 | 0,19 | 2 | 0,92 | 29,16 | 1,26 | 23,08 | 1,957E+11 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,58 | 64,52 | 1,00 | 64,52 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | -1300,00 | 0,17 | 2 | 0,10 | 6,67 | 0,13 | 50,00 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 1000,00 | 0,05 | 2 | 0,26 | 76,92 | 1,50 | 51,28 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 1 | 1 | 925,42 | 0,04 | 2 | 0,04 | 77,90 | 1,84 | 42,31 | 1,957E+11 |
| 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | 0 | 0,00 | 0,32 | 2 | 0,53 | 42,11 | 1,00 | 42,11 | 3,186E+16 |
| 5 | 1 | 3 | 3 | 2 | 1 | 4800,00 | 0,10 | 2 | 0,06 | 122,45 | 5,00 | 24,49 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 0,00 | 0,20 | 2 | 0,29 | 61,22 | 1,00 | 61,22 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 512,34 | 0,33 | 2 | 0,13 | 40,41 | 1,73 | 23,33 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 1500,00 | 0,38 | 1 | 0,70 | 70,00 | 1,75 | 40,00 | 5,185E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1200,00 | 0,36 | 2 | 0,03 | 90,91 | 1,67 | 54,55 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 4183,00 | 0,00 | 1 | 0,35 | 122,10 | 3,32 | 36,73 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 300,00 | 0,39 | 0 | 0,26 | 55,26 | 1,17 | 47,37 | 3,186E+16 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | 154,68 | 0,38 | 1 | 0,03 | 26,71 | 1,22 | 21,88 | 7,896E+13 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | -6,72 | 0,20 | 2 | 0,88 | 45,93 | 0,99 | 46,20 | 7,2E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -203,00 | 0,34 | 2 | 0,03 | 17,06 | 0,75 | 22,86 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | -1905,00 | 0,00 | 2 | 0,29 | 15,00 | 0,37 | 41,10 | 5,052E+31 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 1000,00 | 0,00 | 2 | 0,05 | 54,35 | 1,25 | 43,48 | 9,018E+39 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 0,00 | 0,25 | 1 | 0,08 | 125,00 | 1,00 | 125,00 | 2,649E+10 |
| 1 | 1 | 4 | 4 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 1 | 0,00 | 40,00 | 1,00 | 40,00 | 7,2E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 1000,00 | 0,28 | 1 | 0,60 | 48,19 | 1,33 | 36,14 | 1,113E+36 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,30 | 11,11 | 1,00 | 11,11 | 2,831E+23 |
| 2 | 4 | 3 | 1 | 3 | 1 | 3700,00 | 0,23 | 2 | 0,16 | 134,43 | 1,82 | 73,77 | 3,104E+26 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,33 | 18,52 | 1,00 | 18,52 | 2,831E+23 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 12000,50 | 0,36 | 2 | 0,25 | 254,25 | 5,00 | 50,85 | 4,201E+25 |
| 3 | 1 | 2 | 1 | 4 | 1 | 2658,73 | 0,29 | 2 | 0,02 | 94,75 | 1,76 | 53,85 | 1,695E+28 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 4 | 1 | 1780,81 | 0,37 | 2 | 0,23 | 45,86 | 2,48 | 18,46 | 1,695E+28 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,60 | 37,31 | 1,00 | 37,31 | 1,252E+29 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 4 | 1 | -300,00 | 0,59 | 2 | 0,29 | 16,07 | 0,75 | 21,43 | 2,092E+24 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1478,12 | 0,46 | 2 | 0,37 | 71,08 | 1,49 | 47,62 | 2,294E+27 |
| 2 | 4 | 3 | 1 | 3 | 1 | 778,65 | 0,00 | 3 | 0,21 | 53,98 | 1,26 | 42,86 | 2,515E+30 |
| 2 | 1 | 1 | 4 | 0 | 1 | 167,30 | 0,00 | 3 | 0,09 | 10,75 | 1,21 | 8,89 | 1,22E+39 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | -732,37 | 0,62 | 1 | 0,18 | 29,45 | 0,76 | 38,96 | 2,759E+33 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | -381,20 | 0,00 | 2 | 0,09 | 11,05 | 0,62 | 17,86 | 2,092E+24 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 500,00 | 0,22 | 2 | 0,15 | 37,04 | 1,33 | 27,78 | 2,831E+23 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 225,00 | 0,00 | 1 | 0,43 | 25,37 | 1,15 | 22,06 | 3,404E+29 |
| 5 | 1 | 4 | 4 | 0 | 1 | -200,00 | 0,00 | 1 | 0,65 | 12,70 | 0,80 | 15,87 | 2,294E+27 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 6 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 1443,69 | 0,00 | 1 | 0,29 | 93,26 | 1,69 | 55,26 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | -375,00 | 0,18 | 2 | 0,21 | 7,44 | 0,63 | 11,90 | 3,025E+36 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | -880,00 | 0,00 | 2 | 0,91 | 5,22 | 0,12 | 43,48 | 9,745E+09 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 1500,00 | 0,46 | 1 | 0,25 | 95,24 | 1,33 | 71,43 | 2,294E+27 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | -500,00 | 0,55 | 1 | 0,36 | 54,55 | 0,86 | 63,64 | 7,695E+23 |
| 4 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | -100,00 | 0,56 | 1 | 0,33 | 10,61 | 0,88 | 12,12 | 4,607E+28 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 500,00 | 0,46 | 1 | 0,04 | 134,62 | 1,17 | 115,38 | 1,957E+11 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 1933,49 | 0,18 | 1 | 0,17 | 75,90 | 1,64 | 46,15 | 1,695E+28 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | -500,00 | 0,38 | 2 | 0,32 | 90,00 | 0,90 | 100,00 | 5,185E+21 |
| 4 | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | 300,00 | 0,00 | 2 | 0,29 | 19,61 | 1,43 | 13,73 | 1,409E+22 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,76 | 40,00 | 1,00 | 40,00 | 7,2E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 2700,00 | 0,47 | 3 | 0,43 | 89,36 | 2,80 | 31,91 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | -323,81 | 0,00 | 3 | 0,22 | 15,50 | 0,75 | 20,63 | 2,294E+27 |
| 2 | 1 | 4 | 0 | 0 | 1 | 285,14 | 0,00 | 2 | 0,20 | 43,52 | 1,11 | 39,06 | 6,235E+27 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 815,92 | 0,12 | 2 | 0,15 | 47,53 | 2,02 | 23,53 | 5,835E+14 |
| 3 | 1 | 2 | 4 | 0 | 0 | -1260,00 | 0,00 | 2 | 0,20 | 23,51 | 0,58 | 40,54 | 1,373E+32 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 4068,10 | 0,70 | 2 | 0,36 | 99,54 | 2,40 | 41,43 | 2,515E+30 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,24 | 12,20 | 1,00 | 12,20 | 4,094E+35 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 4 | 1 | 3271,00 | 0,12 | 2 | 0,21 | 67,74 | 3,73 | 18,18 | 4,607E+28 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,76 | 10,87 | 1,00 | 10,87 | 9,018E+39 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 510,19 | 0,00 | 2 | 0,18 | 32,95 | 1,34 | 24,59 | 3,104E+26 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 4847,06 | 0,56 | 2 | 0,19 | 141,29 | 2,94 | 48,08 | 3,831E+22 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2698,14 | 0,45 | 2 | 0,10 | 98,00 | 2,17 | 45,10 | 1,409E+22 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 0 | 1605,00 | 0,30 | 2 | 0,30 | 38,10 | 6,35 | 6,00 | 5,185E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | -50,00 | 0,41 | 2 | 0,41 | 43,88 | 0,98 | 44,90 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2642,28 | 0,53 | 2 | 0,29 | 140,04 | 1,59 | 88,24 | 1,409E+22 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 215,60 | 0,41 | 2 | 0,39 | 63,05 | 1,07 | 58,82 | 1,409E+22 |
| 4 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 5000,00 | 0,62 | 2 | 0,94 | 127,66 | 6,00 | 21,28 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | -3999,99 | 0,25 | 3 | 0,15 | 0,00 | 0,00 | 83,33 | 7,017E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 871,81 | 0,25 | 2 | 0,33 | 30,66 | 2,45 | 12,50 | 7,017E+20 |
| 2 | 1 | 4 | 2 | 4 | 1 | 877,68 | 0,15 | 3 | 0,17 | 68,29 | 1,37 | 50,00 | 7,017E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 0,00 | 0,43 | 3 | 0,09 | 21,28 | 1,00 | 21,28 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | -2000,00 | 0,11 | 2 | 0,23 | 181,82 | 0,80 | 227,27 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,19 | 19,23 | 1,00 | 19,23 | 3,831E+22 |
| 5 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1000,00 | 0,22 | 2 | 0,13 | 55,56 | 1,50 | 37,04 | 2,831E+23 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 5000,00 | 0,40 | 2 | 0,08 | 161,29 | 2,00 | 80,65 | 8,438E+26 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | -2122,42 | 0,48 | 2 | 0,05 | 44,44 | 0,46 | 97,50 | 2,354E+17 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|-------|--------|-----------|
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 0 | DRL | 0,00 | 2 | 0,24 | 28,89 | 1,08 | 26,67 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 950,12 | 0,54 | 2 | 0,04 | 35,87 | 2,36 | 15,22 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 3600,00 | 0,28 | 2 | 0,09 | 101,85 | 2,89 | 35,19 | 2,831E+23 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 1 | 596,77 | 0,56 | 3 | 0,09 | 58,06 | 1,31 | 44,19 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 4 | 1 | -943,93 | 0,12 | 3 | 0,02 | 47,82 | 0,69 | 69,77 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | 1371,00 | 0,09 | 2 | 0,20 | 105,89 | 1,39 | 76,09 | 9,496E+19 |
| 5 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 1353,28 | 0,38 | 2 | 0,04 | 63,07 | 1,75 | 36,00 | 5,185E+21 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 2500,00 | 0,00 | 2 | 0,04 | 185,19 | 2,00 | 92,59 | 5,32E+11 |
| 5 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | -500,00 | 0,56 | 2 | 0,21 | RSI | 0,91 | 110,42 | 7,017E+20 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 0 | 900,00 | 0,08 | 2 | 0,23 | 38,46 | 2,50 | 15,38 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | -720,73 | 0,22 | 2 | 0,04 | 26,21 | 0,62 | 42,22 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 2500,00 | 0,15 | 1 | 0,38 | 72,92 | 3,50 | 20,83 | 7,017E+20 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2130,00 | 0,44 | 1 | 0,10 | 125,12 | 1,71 | 73,17 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 250,00 | 0,00 | 1 | 0,73 | 18,29 | 1,50 | 12,20 | 6,398E+17 |
| 3 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 2672,16 | 0,53 | 1 | 0,18 | 79,38 | 3,97 | 20,00 | 3,493E+19 |
| 4 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | -999,00 | 0,00 | 1 | 0,08 | 0,02 | 0,00 | 20,00 | 5,185E+21 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 3 | 1 | -2000,00 | 0,25 | 2 | 0,20 | 75,00 | 0,60 | 125,00 | 2,354E+17 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | -768,10 | 0,09 | 2 | 0,14 | 49,58 | 0,74 | 67,44 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 0 | 3 | 1 | 0,00 | 0,34 | 1 | 0,00 | 60,98 | 1,00 | 60,98 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 2000,00 | 0,23 | 1 | 0,14 | 93,02 | 2,00 | 46,51 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 0,00 | 0,56 | 1 | 0,72 | 17,95 | 1,00 | 17,95 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -7500,00 | 0,38 | 1 | 0,31 | 59,52 | 0,25 | 238,10 | 1,739E+18 |
| 2 | 1 | 4 | 2 | 3 | 1 | 4548,00 | 0,10 | 1 | 0,18 | 201,20 | 2,30 | 87,50 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 1000,00 | 0,53 | 1 | 0,10 | 75,00 | 1,50 | 50,00 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 0 | 1 | 200,00 | 0,00 | 1 | 0,29 | 64,29 | 1,08 | 59,52 | 1,739E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 2670,00 | 0,16 | 2 | 0,25 | 127,19 | 2,91 | 43,75 | 7,896E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | 2780,00 | 0,13 | 2 | 0,23 | 96,92 | 3,78 | 25,64 | 8,659E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 4 | 0 | 768,40 | 0,28 | 1 | 0,05 | 119,70 | 1,20 | 100,00 | 8,659E+16 |
| 1 | 1 | 1 | 4 | 0 | 0 | 0,00 | 0,00 | 0 | 0,17 | 21,28 | 1,00 | 21,28 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 2750,00 | 0,00 | 1 | 0,05 | 152,44 | 1,79 | 85,37 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 5 | 1 | 19592,87 | 0,12 | 1 | 0,12 | 401,82 | 22,77 | 17,65 | 1,409E+22 |
| 5 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | -288,75 | 0,00 | 0 | 0,26 | 23,98 | 0,76 | 31,58 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -598,00 | 0,26 | 0 | 0,97 | 15,44 | 0,50 | 30,77 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | -800,00 | 0,28 | 0 | 0,17 | 14,89 | 0,47 | 31,91 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 3000,00 | 0,19 | 0 | 0,22 | 162,16 | 2,00 | 81,08 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | -94,00 | 0,00 | 2 | 0,16 | 25,49 | 0,94 | 26,98 | 2,294E+27 |
| 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -2311,00 | 0,10 | 2 | 0,29 | 56,02 | 0,54 | 104,17 | 7,017E+20 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1689,43 | 0,08 | 2 | 0,18 | 94,60 | 1,84 | 51,28 | 8,659E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 200,00 | 0,37 | 3 | 0,05 | 74,42 | 1,07 | 69,77 | 4,728E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | 1000,00 | 0,32 | 3 | 0,44 | 58,82 | 2,00 | 29,41 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | DRL | 0,27 | 3 | 0,23 | 33,33 | 1,11 | 30,00 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 0,00 | 0,17 | 2 | 0,49 | 48,78 | 1,00 | 48,78 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 5500,00 | 0,14 | 2 | 0,08 | 236,11 | 2,83 | 83,33 | 4,311E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | 4000,00 | 0,08 | 2 | 0,89 | 138,89 | 5,00 | 27,78 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 200,00 | 0,50 | 2 | 0,88 | 50,00 | 1,13 | 44,12 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2900,00 | 0,60 | 2 | 0,94 | 114,29 | 3,64 | 31,43 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1200,00 | 0,42 | 1 | 0,06 | 144,44 | 1,30 | 111,11 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 1 | 249,09 | 0,29 | 1 | 0,12 | 80,86 | 1,10 | 73,53 | 5,835E+14 |
| 5 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | -64,00 | 0,36 | 1 | 0,08 | 20,44 | 0,92 | 22,22 | 4,311E+15 |
| 4 | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | 500,00 | 0,00 | 1 | 0,41 | 24,59 | 1,50 | 16,39 | 3,104E+26 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 2052,38 | 0,06 | 1 | 0,03 | 140,34 | 1,68 | 83,33 | 4,311E+15 |
| 3 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | -1400,00 | 0,41 | 1 | 0,90 | 26,83 | 0,44 | 60,98 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 1 | 2 | 3 | 0 | 425,00 | 0,19 | 1 | 0,08 | 22,92 | 2,06 | 11,11 | 4,311E+15 |
| 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -3218,09 | 0,11 | 1 | 0,21 | 69,83 | 0,50 | 138,30 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 800,00 | 0,15 | 1 | 0,06 | 58,82 | 1,67 | 35,29 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | -1800,00 | 0,30 | 1 | 0,09 | 96,97 | 0,64 | 151,52 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 0 | 17390,85 | 0,36 | 2 | 0,06 | 587,60 | 9,70 | 60,61 | 2,146E+14 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | 1300,00 | 0,00 | 2 | 0,52 | 92,59 | 2,08 | 44,44 | 5,32E+11 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | 1400,00 | 0,04 | 2 | 0,79 | 41,67 | 3,33 | 12,50 | 7,017E+20 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 0 | -2000,00 | 0,25 | 1 | 0,14 | 111,11 | 0,67 | 166,67 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 1039,59 | 0,31 | 1 | 0,03 | 61,13 | 1,95 | 31,43 | 1,586E+15 |
| 4 | 1 | 2 | 4 | 1 | 0 | 1938,53 | 0,21 | 2 | 0,06 | 79,96 | 3,77 | 21,21 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 300,00 | 0,00 | 1 | 0,10 | 48,39 | 1,25 | 38,71 | 2,905E+13 |
| 4 | 1 | 3 | 2 | 4 | 0 | -38,49 | 0,14 | 1 | 0,10 | 27,23 | 0,97 | 28,00 | 5,185E+21 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 0 | 500,00 | 0,27 | 1 | 0,79 | 33,33 | 1,83 | 18,18 | 2,146E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 0 | 0 | -300,00 | 0,00 | 1 | 0,00 | 30,00 | 0,80 | 37,50 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 2200,00 | 0,00 | 1 | 0,14 | 114,29 | 2,22 | 51,43 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 2500,00 | 0,18 | 1 | 0,06 | 151,52 | 2,00 | 75,76 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 3630,00 | 0,10 | 1 | 0,07 | 204,33 | 2,45 | 83,33 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 1100,00 | 0,16 | 1 | 0,06 | 64,52 | 2,22 | 29,03 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 1 | 4 | 0 | 0 | 800,00 | 0,00 | 1 | 0,68 | 51,61 | 2,00 | 25,81 | 2,905E+13 |
| 3 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | 1899,00 | 0,00 | 1 | 0,26 | 49,99 | 2,12 | 23,61 | 1,859E+31 |
| 2 | 4 | 3 | 4 | 3 | 1 | -700,00 | 0,23 | 1 | 0,16 | 25,81 | 0,53 | 48,39 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 1 | 500,00 | 0,16 | 2 | 0,03 | 96,77 | 1,20 | 80,65 | 2,905E+13 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 3 | 1 | 5 | 1 | 5000,00 | 0,37 | 2 | 0,25 | 126,98 | 2,67 | 47,62 | 2,294E+27 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 200,00 | 0,21 | 2 | 0,14 | 35,71 | 1,25 | 28,57 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 200,00 | 0,18 | 2 | 0,18 | 35,71 | 1,25 | 28,57 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 4 | 1 | 44,75 | 0,19 | 1 | 0,54 | 36,34 | 1,05 | 34,62 | 1,957E+11 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 0 | 900,00 | 0,29 | 1 | 0,11 | 57,14 | 2,29 | 25,00 | 1,446E+12 |
| 3 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 2300,00 | 0,00 | 1 | 0,08 | 72,58 | 2,05 | 35,48 | 8,438E+26 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | -1111,00 | 0,19 | 1 | 0,77 | 46,15 | 0,52 | 88,88 | 1,957E+11 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 1 | 1 | 380,00 | 0,13 | 1 | 0,48 | 41,29 | 1,42 | 29,03 | 2,905E+13 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 456,00 | 0,28 | 1 | 0,68 | 38,24 | 1,91 | 20,00 | 7,2E+10 |
| 5 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | -666,20 | 0,00 | 1 | 0,05 | 9,05 | 0,44 | 20,34 | 4,201E+25 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 2039,00 | 0,13 | 1 | 0,67 | 167,97 | 1,68 | 100,00 | 1,069E+13 |
| 3 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0,00 | 0,00 | 1 | 0,22 | 17,65 | 1,00 | 17,65 | 3,404E+29 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 0 | 1 | -571,74 | 0,00 | 1 | 0,29 | 22,44 | 0,52 | 42,86 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | -700,00 | 0,00 | 2 | 0,84 | 0,00 | 0,00 | 28,00 | 7,2E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 1500,00 | 0,00 | 2 | 0,13 | 133,33 | 1,60 | 83,33 | 1,069E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 2300,00 | 0,10 | 2 | 0,13 | 127,50 | 1,82 | 70,00 | 2,354E+17 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -300,00 | 0,07 | 2 | 0,00 | 13,79 | 0,57 | 24,14 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2529,19 | 0,17 | 2 | 0,10 | 122,66 | 2,01 | 60,98 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 2 | 1 | 2800,00 | 0,42 | 2 | 0,19 | 134,62 | 5,00 | 26,92 | 1,957E+11 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 1720,29 | 0,11 | 2 | 0,56 | 82,23 | 4,44 | 18,52 | 5,32E+11 |
| 1 | 1 | 4 | 4 | 2 | 1 | 700,00 | 0,16 | 2 | 0,12 | 52,00 | 2,17 | 24,00 | 7,2E+10 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | -376,66 | 0,00 | 2 | 0,00 | 19,48 | 0,62 | 31,25 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1645,00 | 0,14 | 2 | 0,05 | 70,81 | 2,18 | 32,56 | 4,728E+18 |
| 2 | 2 | 3 | 2 | 1 | 1 | 190,08 | 0,12 | 3 | 0,02 | 44,70 | 1,10 | 40,82 | 1,907E+21 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 1500,00 | 0,39 | 3 | 0,79 | 107,14 | 2,00 | 53,57 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 0,00 | 0,12 | 3 | 0,30 | 116,28 | 1,00 | 116,28 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 2532,01 | 0,20 | 1 | 0,15 | 188,30 | 1,51 | 125,00 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 4 | 1 | 1200,00 | 0,34 | 2 | 0,21 | 51,06 | 2,00 | 25,53 | 2,581E+20 |
| 4 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | 0,00 | 0,06 | 1 | 0,02 | 57,45 | 1,00 | 57,45 | 2,581E+20 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 0 | -200,00 | 0,29 | 2 | 0,79 | 44,12 | 0,88 | 50,00 | 5,835E+14 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 0 | 496,17 | 0,26 | 2 | 0,79 | 32,24 | 1,83 | 17,65 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1800,00 | 0,18 | 2 | 0,09 | 88,24 | 2,50 | 35,29 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 850,00 | 0,03 | 2 | 0,23 | 75,81 | 1,57 | 48,39 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 0,00 | 0,19 | 2 | 0,14 | 152,78 | 1,00 | 152,78 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1800,00 | 0,41 | 2 | 0,54 | 65,22 | 2,50 | 26,09 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | -20,00 | 0,17 | 2 | 0,17 | 42,67 | 0,98 | 43,33 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,38 | 38,46 | 1,00 | 38,46 | 1,957E+11 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 4 | 0 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,00 | 50,00 | 1,00 | 50,00 | 5,185E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -1850,00 | 0,26 | 1 | 0,32 | 14,94 | 0,38 | 38,96 | 2,759E+33 |
| 6 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 200,00 | 0,30 | 2 | 0,42 | 47,76 | 1,07 | 44,78 | 1,252E+29 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | 4057,00 | 0,00 | 2 | 0,38 | 110,66 | 2,07 | 53,52 | 6,838E+30 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 1500,00 | 0,00 | 2 | 0,38 | 115,38 | 2,00 | 57,69 | 1,957E+11 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -120,01 | 0,17 | 0 | 0,88 | 78,33 | 0,94 | 83,33 | 2,649E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 2719,26 | 0,00 | 0 | 0,21 | 68,09 | 1,91 | 35,71 | 3,025E+36 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 2200,00 | 0,00 | 0 | 0,29 | 56,06 | 2,47 | 22,73 | 4,607E+28 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,93 | 35,71 | 1,00 | 35,71 | 1,446E+12 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | -369,00 | 0,81 | 2 | 0,95 | 25,89 | 0,82 | 31,75 | 2,294E+27 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 0 | 1 | -177,00 | 0,00 | 1 | 0,08 | 8,71 | 0,80 | 10,84 | 1,113E+36 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 3319,00 | 0,16 | 1 | 0,26 | 69,29 | 5,74 | 12,07 | 1,546E+25 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 1500,00 | 0,00 | 1 | 0,00 | 156,16 | 1,15 | 135,62 | 5,052E+31 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -1300,00 | 0,13 | 1 | 0,02 | 57,14 | 0,71 | 80,36 | 2,092E+24 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | 2000,00 | 0,12 | 1 | 0,18 | 46,15 | 3,00 | 15,38 | 1,695E+28 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | -1888,00 | 0,55 | 1 | 0,49 | 20,98 | 0,37 | 56,60 | 1,041E+23 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2085,83 | 0,46 | 1 | 0,32 | 60,78 | 2,39 | 25,42 | 4,201E+25 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | -29,17 | 0,21 | 2 | 0,00 | 33,48 | 0,97 | 34,48 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | -2000,00 | 0,35 | 1 | 0,38 | 94,12 | 0,80 | 117,65 | 8,223E+36 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | DRL | 0,16 | 2 | 0,12 | 104,00 | 1,04 | 100,00 | 7,2E+10 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 675,67 | 0,32 | 1 | 0,41 | 49,45 | 1,45 | 34,09 | 1,285E+19 |
| 3 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | 1194,00 | 0,00 | 2 | 0,14 | 24,93 | 2,19 | 11,36 | 1,652E+38 |
| 2 | 1 | 3 | 3 | 3 | 1 | 1800,00 | 0,32 | 2 | 0,05 | 73,17 | 2,50 | 29,27 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 0 | -96,00 | 0,14 | 1 | 0,02 | 26,29 | 0,92 | 28,57 | 1,739E+18 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 200,00 | 0,35 | 1 | 0,92 | 65,31 | 1,07 | 61,22 | 1,907E+21 |
| 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 0 | 300,00 | 0,04 | 2 | 0,02 | 28,89 | 1,30 | 22,22 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 5 | 1 | 4000,00 | 0,28 | 2 | 0,02 | 116,28 | 5,00 | 23,26 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 500,00 | 0,21 | 2 | 0,21 | 138,30 | 1,08 | 127,66 | 2,581E+20 |
| 5 | 1 | 1 | 4 | 0 | 1 | 354,04 | 0,00 | 2 | 0,33 | 16,73 | 1,51 | 11,11 | 2,294E+27 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 4 | 1 | 757,08 | 0,49 | 2 | 0,51 | 32,23 | 2,51 | 12,82 | 8,659E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 3 | 3 | 1 | 440,00 | 0,28 | 3 | 0,09 | 24,78 | 1,63 | 15,22 | 9,496E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2400,00 | 0,60 | 1 | 0,47 | 69,77 | 5,00 | 13,95 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 4 | 1 | 871,36 | 0,26 | 1 | 0,26 | 75,56 | 1,44 | 52,63 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 4000,00 | 0,56 | 1 | 0,03 | 138,89 | 5,00 | 27,78 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 3 | 1 | 0,00 | 0,00 | 1 | 0,03 | 85,71 | 1,00 | 85,71 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 3 | 1 | 3000,00 | 0,38 | 1 | 0,84 | 88,89 | 4,00 | 22,22 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 4000,00 | 0,38 | 1 | 0,18 | 147,06 | 5,00 | 29,41 | 5,835E+14 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 500,00 | 0,22 | 2 | 0,09 | 46,88 | 1,50 | 31,25 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,17 | 22,22 | 1,00 | 22,22 | 4,311E+15 |
| 5 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 5000,00 | 0,06 | 2 | 0,25 | 117,65 | 6,00 | 19,61 | 1,409E+22 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 2000,00 | 0,29 | 3 | 0,24 | 78,95 | 3,00 | 26,32 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 4 | 2 | 2 | 0 | 3500,00 | 0,42 | 3 | 0,14 | 138,89 | 3,33 | 41,67 | 4,311E+15 |
| 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 1500,00 | 0,23 | 2 | 0,23 | 96,77 | 2,00 | 48,39 | 2,905E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 2000,00 | 0,00 | 2 | 0,03 | 108,11 | 2,00 | 54,05 | 1,172E+16 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | -529,00 | 0,00 | 1 | 0,88 | 19,74 | 0,56 | 35,29 | 5,835E+14 |
| 5 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 1 | 0,07 | 46,30 | 1,00 | 46,30 | 2,831E+23 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 1700,00 | 0,33 | 2 | 0,67 | 66,67 | 6,67 | 10,00 | 1,069E+13 |
| 1 | 1 | 3 | 2 | 3 | 1 | 0,00 | 0,29 | 2 | 0,25 | 71,43 | 1,00 | 71,43 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 4 | 1 | 4 | 1 | 1000,00 | 0,32 | 1 | 0,13 | 64,52 | 2,00 | 32,26 | 2,905E+13 |
| 3 | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | -3200,00 | 0,00 | 2 | 0,06 | 25,53 | 0,27 | 93,62 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | -10,00 | 0,00 | 2 | 0,36 | 56,59 | 1,00 | 56,82 | 1,285E+19 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 0 | 1 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,80 | 32,00 | 1,00 | 32,00 | 7,2E+10 |
| 1 | 1 | 4 | 0 | 0 | 1 | 1200,00 | 0,00 | 2 | 0,00 | 74,07 | 2,50 | 29,63 | 5,32E+11 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 2000,00 | 0,03 | 2 | 0,18 | 90,91 | 3,00 | 30,30 | 2,146E+14 |
| 5 | 1 | 3 | 0 | 3 | 1 | -330,00 | 0,51 | 0 | 0,00 | 38,07 | 0,87 | 43,86 | 5,686E+24 |
| 1 | 2 | 3 | 4 | 2 | 1 | 4000,00 | 0,21 | 2 | 0,08 | 157,89 | 3,00 | 52,63 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 2200,00 | 0,00 | 2 | 0,97 | 43,48 | 3,75 | 11,59 | 9,254E+29 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 1 | 7500,00 | 0,15 | 2 | 0,11 | 217,39 | 4,00 | 54,35 | 9,496E+19 |
| 5 | 4 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1400,00 | 0,46 | 2 | 0,15 | 41,67 | 3,33 | 12,50 | 7,017E+20 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 37,00 | 0,47 | 1 | 0,28 | 34,36 | 1,03 | 33,33 | 4,311E+15 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 2 | 1 | -1088,00 | 0,28 | 1 | 0,39 | 67,00 | 0,69 | 97,22 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 3 | 1 | 2000,00 | 0,18 | 1 | 0,29 | 88,24 | 3,00 | 29,41 | 5,835E+14 |
| 1 | 4 | 2 | 4 | 0 | 0 | 0,00 | 0,00 | 2 | 0,48 | 47,62 | 1,00 | 47,62 | 1,319E+09 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 140,00 | 0,28 | 2 | 0,89 | 45,53 | 1,07 | 42,55 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | -150,00 | 0,14 | 2 | 0,57 | 55,36 | 0,91 | 60,71 | 1,446E+12 |
| 1 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 697,27 | 0,33 | 2 | 0,09 | 45,37 | 1,87 | 24,24 | 2,146E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 771,98 | 0,20 | 2 | 0,24 | 132,78 | 1,13 | 117,65 | 1,409E+22 |
| 1 | 1 | 2 | 1 | 3 | 0 | 0,00 | 0,21 | 1 | 0,00 | 41,67 | 1,00 | 41,67 | 2,649E+10 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 300,00 | 0,70 | 2 | 0,53 | 35,71 | 1,14 | 31,43 | 2,515E+30 |
| 1 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | 0,00 | 0,21 | 1 | 0,63 | 41,67 | 1,00 | 41,67 | 2,649E+10 |
| 1 | 1 | 1 | 4 | 3 | 1 | 900,00 | 0,21 | 1 | 0,83 | 83,33 | 1,82 | 45,83 | 2,649E+10 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | -170,00 | 0,60 | 1 | 0,42 | 2,17 | 0,22 | 10,00 | 1,142E+26 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 0 | 1 | -2540,00 | 0,00 | 2 | 0,32 | 36,98 | 0,44 | 84,91 | 1,041E+23 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 0 | 10000,00 | 0,06 | 2 | 0,19 | 288,46 | 3,00 | 96,15 | 3,831E+22 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|----------|------|---|------|--------|-------|--------|-----------|
| 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 5500,00 | 0,63 | 2 | 0,33 | 166,67 | 2,22 | 75,00 | 1,142E+26 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 7633,76 | 0,19 | 1 | 0,31 | 347,93 | 3,18 | 109,38 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 4 | 4 | 2 | 1 | 60,38 | 0,41 | 1 | 0,04 | 15,36 | 1,08 | 14,29 | 2,092E+24 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 5000,00 | 0,06 | 2 | 0,33 | 183,67 | 2,25 | 81,63 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 10831,57 | 0,48 | 1 | 0,05 | 193,96 | 11,83 | 16,39 | 3,104E+26 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 321,13 | 0,00 | 1 | 0,13 | 13,16 | 1,54 | 8,57 | 2,515E+30 |
| 2 | 1 | 1 | 4 | 0 | 1 | 253,97 | 0,00 | 1 | 0,22 | 12,75 | 1,42 | 8,96 | 1,252E+29 |
| 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 350,00 | 0,00 | 1 | 0,00 | 20,83 | 1,39 | 15,00 | 1,142E+26 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2500,00 | 0,36 | 2 | 0,91 | 88,89 | 2,67 | 33,33 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1500,00 | 0,10 | 1 | 0,32 | 60,98 | 2,50 | 24,39 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 511,00 | 0,38 | 2 | 0,87 | 53,58 | 1,27 | 42,22 | 3,493E+19 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 0 | 1 | 700,00 | 0,00 | 2 | 0,38 | 45,45 | 1,30 | 34,85 | 4,607E+28 |
| 2 | 1 | 1 | 4 | 1 | 1 | 404,00 | 0,25 | 1 | 0,31 | 13,54 | 2,35 | 5,77 | 3,831E+22 |
| 2 | 1 | 3 | 2 | 1 | 1 | 700,00 | 0,34 | 1 | 0,11 | 89,47 | 1,26 | 71,05 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 2 | 3 | 0 | 998,84 | 0,21 | 1 | 0,02 | 37,18 | 2,66 | 13,95 | 4,728E+18 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | -2200,00 | 0,45 | 2 | 0,23 | 18,18 | 0,27 | 68,18 | 1,285E+19 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | 50,00 | 0,58 | 2 | 0,31 | 28,85 | 1,07 | 26,92 | 1,957E+11 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | 300,00 | 0,00 | 2 | 0,15 | 25,00 | 1,43 | 17,50 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1100,00 | 0,12 | 2 | 0,07 | 48,78 | 2,22 | 21,95 | 6,398E+17 |
| 2 | 4 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1318,00 | 0,15 | 2 | 0,38 | 85,45 | 1,63 | 52,50 | 2,354E+17 |
| 2 | 1 | 1 | 4 | 1 | 1 | -247,60 | 0,24 | 2 | 0,15 | 13,93 | 0,75 | 18,52 | 2,831E+23 |
| 2 | 1 | 4 | 1 | 2 | 1 | 400,00 | 0,41 | 2 | 0,10 | 71,43 | 1,13 | 63,27 | 1,907E+21 |
| 2 | 1 | 4 | 0 | 3 | 0 | 900,00 | 0,13 | 1 | 0,00 | 27,78 | 2,50 | 11,11 | 2,831E+23 |
| 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 | 900,00 | 0,00 | 1 | 0,12 | 73,17 | 1,43 | 51,22 | 6,398E+17 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | 400,00 | 0,00 | 2 | 0,21 | 20,83 | 1,67 | 12,50 | 7,017E+20 |
| 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 4574,09 | 0,08 | 2 | 0,11 | 145,63 | 5,76 | 25,26 | 3,186E+16 |
| 2 | 1 | 2 | 4 | 2 | 0 | 2500,00 | 0,08 | 2 | 0,84 | 92,11 | 3,50 | 26,32 | 3,186E+16 |
| 5 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | -506,00 | 0,00 | 2 | 0,23 | 13,75 | 0,64 | 21,54 | 1,695E+28 |
| 1 | 1 | 2 | 4 | 4 | 1 | 222,00 | 0,30 | 2 | 0,30 | 22,22 | 1,37 | 16,22 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 2522,00 | 0,08 | 2 | 0,17 | 86,72 | 5,20 | 16,67 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 3 | 0 | 1 | 1 | 450,00 | 0,18 | 2 | 0,00 | 19,23 | 2,50 | 7,69 | 8,659E+16 |
| 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 474,00 | 0,14 | 2 | 0,14 | 30,69 | 1,79 | 17,14 | 1,586E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 0 | 1 | -800,00 | 0,00 | 2 | 0,41 | 0,00 | 0,00 | 12,70 | 2,294E+27 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 771,57 | 0,13 | 3 | 0,09 | 29,18 | 2,29 | 12,77 | 2,581E+20 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1170,35 | 0,19 | 1 | 0,19 | 61,57 | 2,46 | 25,00 | 7,896E+13 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 4 | 1 | 2050,00 | 0,25 | 2 | 0,06 | 126,39 | 1,82 | 69,44 | 4,311E+15 |
| 2 | 1 | 2 | 1 | 1 | 0 | 598,00 | 0,21 | 2 | 0,45 | 44,76 | 1,85 | 24,14 | 3,931E+12 |

| | | | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---------|------|---|------|--------|------|--------|-----------|
| 4 | 1 | 3 | 1 | 3 | 1 | 700,00 | 0,11 | 2 | 0,11 | 43,24 | 1,78 | 24,32 | 1,172E+16 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 1 | 1 | 3000,00 | 0,34 | 2 | 0,29 | 146,34 | 2,00 | 73,17 | 6,398E+17 |
| 1 | 1 | 4 | 0 | 2 | 0 | 10,00 | 0,28 | 1 | 0,00 | 41,72 | 1,01 | 41,38 | 3,931E+12 |
| 2 | 1 | 3 | 4 | 3 | 1 | 0,00 | 0,26 | 1 | 0,12 | 20,59 | 1,00 | 20,59 | 5,835E+14 |
| 2 | 1 | 3 | 1 | 2 | 1 | -500,00 | 0,16 | 1 | 0,10 | 145,16 | 0,90 | 161,29 | 2,905E+13 |

Referências Bibliográficas

- [1] ALTMAN, E. , BAIDYA, T. K. N. & DIAS, L. M. R. – **Previsão de Problemas Financeiros em Empresas** – Revista de Administração de Empresas – Janeiro – março/1979
- [2] CAOQUETTE, J. B. , ALTMAN, E. I. & NARAYANAN, P. – **Gestão do Risco de Crédito. O próximo grande desafio financeiro** – Qualitymark Editora (2000) – São Paulo – SP.
- [3] CAPUZZO, Davide - **Montagem de um sistema de *scoring*: Descrição de um processo** - Revista Tecnologia de Crédito – Janeiro/99.
- [4] CORNFIELD, J. – **Joint dependence of the risk of coronary heart disease on serum cholesterol and systolic blood pressure: A discriminant function analysis.** Federation Proceedings, 21 , 58 – 61 (1962).
- [5] GITMAN, Laurence J. – **Princípios de Administração Financeira** – Editora Harbra – 7ª edição (1997) – São Paulo – SP.
- [6] HALPERIN, M., BLACKWELDER W. C. e VERTER, J. I. – **Estimation of the Multivariate Logistic Risk Function: A comparison of the discriminant function and maximum likelihood approaches.** Journal of Chronic Disease, 24, 125 – 158 (1971).
- [7] HOSMER, David W. e LEMESHOW, Stanley – **Applied Logistic Regression** – Wiley Interscience (1989).
- [8] JOHNSON, Richard A. ; WICHERN, Dean W. – **Applied Multivariate Statistical Analysis** – 4a. Ed. Prentice Hall (1988).
- [9] **Jornal Gazeta do Povo** – Edição de 04/12/1999 – Curitiba – Pr.
- [10] KANITZ, S. – **Como Prever Falências** – Ed. McGraw – Hill (1979) – São Paulo – SP.
- [11] LAWRENCE, David B. – **O Negócio de Crédito ao Consumidor – Risco e Recompensa** –Bandeirante S.A. Gráfica e Editora (1984) – São Paulo - SP
- [12] LACHENBRUCH , P. A. – **Discriminant Analysis** – Hafner Press (1975).
- [13] LACHENBRUCH , P. A. ; MICKEY , M. R. – **Estimation of Error Rates in Discriminant Analysis** – Technometrics , 10 no. 1 , 1968 , p. 1 – 10.
- [14] LUENBERGER, D. G. – **Introduction to Linear and Nonlinear Programming** – Addison-Wesley Publishing Company (1973).

- [15] RAO , C. R. – **Linear Statistical Inference and Its Application** – 2 Ed. Wiley & Sons (1973).
- [16] SICSÚ, Abraham Laredo – **Análise Discriminante**. Dissertação apresentada ao Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, 1975.
- [17] SILVA, José Pereira da – **Análise e Decisão de Crédito** – Ed. Atlas (1988) – São Paulo – SP
- [18] STEINER, M. T. A. , CARNIERI, C. , KOPITKE, B. H. & STEINER NETO, P.J. – **Sistemas Especialistas Probabilísticos e Redes Neurais na Análise do Crédito Bancário** – Revista de Administração – Julho – setembro/1999 – São Paulo – SP
- [19] WALKER, S.H. & DUNCAN, D.B. – **Estimation of the Probability of an Event as a Function of Several Independent Variables** – Biometrika (1967) , 54 , p. 167.
- [20] ZÜGE, M. , CHAVES NETO, A. – **Análise do desempenho Empresarial por Meio de Métodos Estatísticos Multivariados** – Revista Paranaense do Desenvolvimento, Economia e Sociedade - Outubro – Dezembro/1999 – Curitiba – Pr.