

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE E ATUÁRIA

**CONTRIBUIÇÃO AO ESTUDO DA SOLVÊNCIA
EMPRESARIAL: UMA ANÁLISE DE MODELOS DE
PREVISÃO – ESTUDO EXPLORATÓRIO
APLICADO EM EMPRESAS MINEIRAS.**

Poueri do Carmo Mário

Orientador.: Prof. Dr. Luiz Nelson G. de Carvalho

São Paulo

2002

Reitor da Universidade de São Paulo
Prof. Dr. Adolpho José Melfi

Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade
Prof. Dr. Eliseu Martins

Chefe do Departamento de Contabilidade e Atuária
Prof. Dr. Reinaldo Guerreiro

Coordenador do Curso de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade
Prof. Dr. Diogo Toledo do Nascimento

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE E ATUÁRIA

**CONTRIBUIÇÃO AO ESTUDO DA SOLVÊNCIA
EMPRESARIAL: UMA ANÁLISE DE MODELOS DE
PREVISÃO – ESTUDO EXPLORATÓRIO
APLICADO EM EMPRESAS MINEIRAS**

Poueri do Carmo Mário

Orientador.: Prof. Dr. Luiz Nelson G. de Carvalho

Dissertação apresentada ao Departamento de Contabilidade e Atuária na Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Controladoria e Contabilidade.

São Paulo

2002

Ficha Catalográfica

Mário, Pouri do Carmo

Contribuição ao estudo da solvência empresarial : uma análise de modelos de previsão – estudo exploratório aplicado em empresas mineiras / Pouri do Carmo Mário. -- São Paulo : FEA/USP, 2002.

209 p.

Dissertação - Mestrado
Bibliografia.

1. Finanças das empresas 2. Balanço 3. Falência I. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP. II. Título.

CDD – 658.15

Dedico este trabalho à
minha esposa *Renata*
e à minha mãe
Maria do Carmo

In memoriam de Arthur Mário

“Mas o capitalismo não poderia ter florescido sem duas novas atividades que haviam sido desnecessárias, enquanto o futuro fora uma questão de acaso ou vontade divina. A primeira foi a contabilidade, atividade humilde, mas que encorajou a disseminação das novas técnicas de numeração e contagem. A outra foi a previsão, uma atividade bem menos humilde e bem mais desafiadora que associa assumir riscos com as compensações diretas.”

Peter L. Bernstein – *Desafio aos Deuses.*

AGRADECIMENTOS

Mais uma etapa da vida finda-se com esta dissertação, para que outras possam se iniciar. A cada uma dessas etapas, percebemos o quão importante são para nós aqueles que, direta ou indiretamente, serviram de apoio ou inspiração para a consecução da jornada.

De valor inestimável é minha família, pois foi o porto seguro onde podia recostar-me, doando-me seu amor e carinho e revitalizando minhas forças. À minha mãe e irmãos, meu muito obrigado por terem me ensinado o sentido de honra e união. Aos meus irmãos Artur e Talestre, um especial obrigado pela parceria durante esta fase e ajuda durante toda minha vida.

À minha esposa, uma grande mulher e o meu maior tesouro, agradeço a compreensão e o amor incondicional, mesmo quando colocada em segundo plano, devido à lide da etapa. Graças ao casamento, afortunei-me ainda mais ao ser recebido como filho por Adinair e Vânia, e como irmão por Rodrigo, aos quais agradeço a afetividade e carinho que me deram em seu lar.

Diz-se que a água límpida da fonte sacia a sede do caminhante como nenhuma outra. A oportunidade de estar na maior fonte de conhecimento contábil do país demonstrou que isso é verdade. Aos professores do Curso de Mestrado em Controladoria e Contabilidade agradeço eternamente por não terem me dado um receituário, mas a oportunidade de aprender por mim, com sua posição sempre questionadora e instigante, a posição do verdadeiro mestre: não ser repetidor de uma verdade pronta e acabada, mas um cientista que avista perspectivas sobre a verdade.

Em especial, agradeço ao “*mestre*” Nelson de Carvalho, por acreditar e orientar este trabalho, pois não teria logrado êxito sem sua participação, e por ter-me servido de inspiração e referência do que é ser um Contador.

Ressalto agradecimentos sinceros aos Professores Doutores Alexandro Broedel Lopes, um jovem talento, e Eliseu Martins, um dos “*gigantes da Contabilidade*” em que todos nós nos apoiamos, ambos inspiradores do presente e futuro da pesquisa contábil, pelas contribuições dadas durante o exame de qualificação.

Enriqueceram-me as novas amizades que fiz durante o curso: transformaram-se em minha família de São Paulo, a qual não permitiu que momentos de solidão ocorressem. Muito obrigado a Andréa, Cláudia, Sofie e Vinícius (especialmente), pela amizade e coleguismo dentro e fora da sala de aula, ajudando-me a vencer essa etapa. Aos tantos outros amigos da Faculdade e da Fipecafi, conquistados graças a Deus, agradeço, carinhosamente pelo apoio.

A Oscar agradeço a confiança depositada ao me lançar na carreira docente, e a Luciano Leão o apoio de um verdadeiro amigo, imprescindível para vencer essa jornada. Aos velhos amigos Luiz, Mayrink, Prímola e Viriliz, o obrigado por manterem nossa amizade mesmo com minha tamanha ausência. Fizeram valer para mim essa citação: “*A amizade de um grande homem é um benefício dos deuses*” (Voltaire).

E a Deus, que me deu o dom da vida e a chance de poder vencer mais essa etapa, agradeço e louvo com singelas mas verdadeiras palavras, pela vida de todos aqui e daqueles que não foram possíveis de se nomear, mas que sabem o quão importantes são para mim.

Sumário

GLOSSÁRIO	VIII
RESUMO.....	XII
ABSTRACT	XIV
1- INTRODUÇÃO.....	1
1.1- A ANÁLISE DE CRÉDITO	7
1.2- OS INSTITUTOS LEGAIS DA FALÊNCIA E DA CONCORDATA	10
2- METODOLOGIA DA PESQUISA	16
2.1- CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA.....	16
2.2- OBJETIVO DO ESTUDO	18
2.3- METODOLOGIA UTILIZADA	20
3- CREDIT SCORING.....	25
3.1- CONCEITO	26
3.2- ESCOLHA DO SISTEMA DE CREDIT SCORING.....	29
3.3- “FERRAMENTAS” USADAS EM MODELOS DE CREDIT SCORING	35
3.4- ESTUDOS SOBRE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA.....	36
3.5- AVALIAÇÃO DE SISTEMAS DE CREDIT SCORING.....	41
4- A ANÁLISE DISCRIMINANTE.....	43
4.1- BREVE HISTÓRICO	44
4.2- ESTRUTURA CONCEITUAL E REPRESENTAÇÃO MATEMÁTICA DE UMA EQUAÇÃO DISCRIMINANTE	45
4.3- PROCEDIMENTOS PARA ELABORAÇÃO DE UMA EQUAÇÃO DISCRIMINANTE	48
4.4- CONSIDERAÇÕES AO CAPÍTULO.....	64
5- ESTUDOS BRASILEIROS.....	67
5.1- O “TERMÔMETRO DE KANITZ”	68
5.2- O MODELO DE ELISABETSKY	84
5.3- O MODELO DE ALTMAN	100
5.4- O MODELO DE SILVA	108

6-	CONSIDERAÇÕES SOBRE OS ESTUDOS BRASILEIROS.....	117
6.1-	PREMISSAS BÁSICAS	117
6.2-	PROCEDIMENTOS PARA DESENVOLVIMENTO	122
6.3-	ANÁLISE QUALITATIVA	125
	ESTUDO EMPÍRICO.....	132
7.1-	CAPACIDADE PREDITIVA DOS MODELOS BRASILEIROS	136
7.2-	MODELO HÍBRIDO DESENVOLVIDO NA PESQUISA	140
7.3-	AVALIAÇÃO DOS DADOS.....	149
8-	CONSIDERAÇÕES FINAIS E CONCLUSÕES.....	159
9-	REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO	165
10-	APÊNDICES	170
10.1-	APÊNDICE A.....	170
10.2-	APÊNDICE B	172
10.3-	APÊNDICE C.....	209

Glossário

O objetivo deste simplificado glossário é o de apoiar a leitura da dissertação, pois os termos aqui apresentados serão utilizados no decorrer do texto sem a preocupação de maiores explicações.

Em função dessa simplificação, convida-se à leitura das obras de Estatística referenciadas para maiores informações, caso o leitor prefira ter acesso a maiores detalhes.

Autocorrelação serial: significa dependência temporal dos valores sucessivos dos resíduos, ou seja, os resíduos são correlacionados entre si. Quando acontece a autocorrelação, as estimativas dos parâmetros de regressão não são eficientes, pois há superestimação dos desvios padrões quando ela é positiva e subavaliação quando é negativa. A autocorrelação positiva é a mais danosa, pois se pode rejeitar H_0 quando verdadeira (erro Tipo I). Quando os resíduos são diretamente relacionados entre si, pode-se exprimir que:

$$\mathbf{e}_t = r \cdot \mathbf{e}_{t-1} + \mathbf{V}_p, \text{ para } r > 0.$$

Normalmente, as fontes de autocorrelação são devidas a omissão de variável explicativa, má especificação da forma matemática (ex: linear, ao invés de quadrática ou exponencial), má especificação do verdadeiro termo aleatório e ajuste imperfeito de séries estatísticas.

Correlação: determina a força do relacionamento entre duas observações emparelhadas. Indica até que ponto os valores de uma variável estão relacionados com os de outra. O resultado da análise é o coeficiente de correlação que quantifica o grau de relacionamento (coeficiente de *Pearson*). Varia de -1 a $+1$.

Covariância: resume em um único número a tendência e a força de relação linear entre duas séries. Tal número é a média da multiplicação dos desvios de cada série em relação às suas respectivas médias. É uma medida análoga à correlação. Esta última é a média dos desvios de uma única série em relação à média da série. A covariância segue o mesmo raciocínio, mas para duas séries distintas. Os valores da covariância podem assumir quaisquer valores dos números reais, e a sua unidade é dada pelo produto das unidades das observações das séries.

Covariância de uma população:

$$\text{Cov}(X,Y), \text{ ou } \sigma_{x,y} = \frac{\sum (X_i - \mu_x)(Y_i - \mu_y)}{N}$$

Covariância de uma amostra:

$$\text{Cov}(X,Y), \text{ ou } S_{x,y} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n-1}$$

A relação que a covariância da amostra guarda com a covariância da população é:

$$\text{Cov}(X,Y)_{\text{amostra}} = \left(\frac{N}{n-1} \right) \cdot \text{Cov}(X,Y)_{\text{população}}$$

Para ‘padronizar’ a covariância e estabelecer uma unidade de medida inteligível, divide-se a covariância pelo produto dos desvios padrões das séries, tanto de uma população, como de uma amostra, obtendo-se o coeficiente de correlação:

$$r_{XY} = \frac{\text{Cov}(X,y)}{\sigma_x \cdot \sigma_y},$$

onde $-1 < r < 1$, sendo o valor do coeficiente aqui encontrado igual ao coeficiente de *Pearson*.

Heteroscedasticidade: uma das hipóteses básicas da regressão é que a variância dos resíduos seja constante ($\text{var}(e_i) = \sigma^2$, onde σ é constante). Isso ocorre com dados que atendem à característica de homoscedasticidade. Nesse caso, a dispersão dos resíduos é uniforme ao longo da linha de regressão. Caso contrário, os dados atendem à característica de heteroscedasticidade ($\text{var}(e_i) = \sigma^2_i$, ou seja, $\text{var}(e_i) \neq \sigma^2$). Nessa última situação, o método dos mínimos quadrados não gera estimativas de parâmetros eficientes ou de variância mínima, o que implica erros padrões viesados e incorreção dos testes t e F, além dos intervalos de confiança.

Multicolinearidade: esse efeito ocorre tanto na regressão simples, quanto na regressão múltipla. Isso acontece quando as equações derivadas dos mínimos quadrados fornecem diversas respostas que, efetivamente, fazem com que a soma dos quadrados seja mínima, mas não definem os coeficientes angulares da reta ou do plano. Normalmente, surge quando as equações utilizadas para a regressão de mínimos quadrados não são independentes. Ocorrendo esse fato, perde-se uma dimensão na equação explicativa. Se for uma regressão simples, o que ocorrerá é que a melhor estimativa da variável dependente será dada não por uma reta, mas simplesmente por um ponto médio (\bar{Y}). No caso da regressão com duas variáveis independentes, a equação não será dada por um plano, mas por uma reta. Na regressão múltipla, isso pode ser explicado quando as variáveis independentes estão relacionadas entre si, possuindo, portanto, correlação elevada, positiva ou negativa, entre si.

Regressão: fornece uma estimativa do comportamento das variáveis em forma de uma equação de predição. A regressão linear simples tenta estabelecer uma equação matemática linear (reta), a qual descreve o relacionamento entre duas variáveis, com a finalidade de estimar valores de uma variável dependente, baseando-se em valores conhecidos de outra variável, a independente. Além disso, serve para explicar valores de uma variável em termos da outra e para

predizer valores futuros de uma variável. A regressão linear múltipla, diferentemente da regressão linear simples, envolve mais de uma variável independente para determinação de uma variável dependente. Isto significa que mais de uma variável independente está exercendo efeito conjunto sobre a variável dependente.

Variável dependente: estabelecida em função do valor assumido pela variável independente, em outras palavras, tem seu valor influenciado ou definido por essa.

Variável discreta ou categórica: é um valor inteiro e serve como um rótulo de identificação para a variável.

Variável independente: tem seu valor definido de forma independente, podendo tanto ser fixo quanto variável (aleatório).

Variável métrica ou contínua: é uma variável constante, podendo assumir qualquer valor num intervalo contínuo.

Resumo

O trabalho aqui apresentado é uma análise retrospectiva de modelos desenvolvidos, no Brasil, sobre o estudo da previsão de insolvência das empresas, objetivando-se avaliar a aplicação de métodos quantitativos para fins de análise de demonstrações contábeis.

Considera-se que é relevante a avaliação da continuidade da empresa, e que, se for possível identificar fato em contrário, o uso de modelos de previsão é de importância no que tange à decisão de concessão de crédito, tanto no âmbito da intermediação financeira, realizada pelos bancos, quanto no âmbito de transações comerciais entre fornecedores e clientes. Desta última, pode-se inferir sobre a avaliação da concessão ou não da Concordata para uma empresa, servindo aqueles modelos como ferramental de análise da capacidade da empresa em cumprir o acordo da concordata, ponto esse explorado nesta pesquisa.

Através da aplicação dos modelos sobre uma amostra de empresas que haviam solicitado a concordata, pôde-se avaliar se mantinham uma capacidade de discriminar as empresas que lograriam êxito na concordata. Como ferramental estatístico, é utilizada a Análise Discriminante, técnica de análise multivariada, que busca classificar os dados em dois grupos específicos. Neste trabalho, foram definidos como **grupo de empresas solventes** e **grupo de empresas insolventes**.

Verificou-se que as premissas para utilização da técnica estatística de Análise Discriminante podem limitar, não invalidar, esses modelos. Há necessidade de se avaliarem os dados das amostras para se verificar se é possível ou não o uso da técnica de Análise Discriminante, além do que necessitam recorrentemente, de ser recalculados. Essa limitação reduziu-se quando se utilizaram os modelos em conjunto ou integrados, como verificado nos testes realizados. Outra técnica utilizada nesse estudo foi a de se gerar um modelo que congregue os melhores indicadores dos modelos analisados, obtendo-se um modelo de previsão, que pode ser considerado híbrido ou misto.

Esse modelo foi testado quanto à sua capacidade de avaliar se as empresas concluiriam suas concordatas e, também, em sua capacidade de discriminar as empresas nos dois grupos anteriormente descritos (Solventes e Insolventes), ambos formados por empresas situadas em Belo Horizonte, Betim e Contagem.

Como ressaltado, existem limitações ao uso desses modelos, que se iniciam pela própria ferramenta da Análise Discriminante. Porém, a sua utilização pode tornar mais objetiva a decisão de se conceder ou não a Concordata a uma empresa, ou, até mesmo, uma linha de crédito especial para cliente de um fornecedor ou de uma instituição bancária que se encontre nessa situação.

Portanto, verificou-se ser possível, através das demonstrações contábeis das empresas objeto do estudo, a previsão da tendência de solvência ou insolvência daquelas, avaliando-se se lograriam êxito com a concordata.

Abstract

This study is a retrospective analysis of models developed in Brazil with respect to the study of forecasting company insolvency, aimed at evaluating the application of quantitative methods to the financial analysis of financial statements.

Evaluating the going-concern of companies is considered relevant. If facts can be identified indicating the opposite, the use of forecasting models is important what the decision on the extension of credit is concerned, not only in the field of financial intermediation, realized by banks, but also in the field of commercial transactions between suppliers and clients. From this decision, inferences can be made about the evaluation of whether a composition of debt will be conceded to a company, in which the models mentioned above will serve as tools for analyzing the company's capacity to fulfill the composition agreement, an issue that is dealt with in this research.

By means of the application of those models to a sample of companies that had applied for composition of debt, it could be evaluated whether the models maintained their capacity to distinguish the companies that were successful in the composition of debt. As a statistical tool, the Discriminant Analysis is used. This is a multivariate analysis technique that seeks to classify the data in two specific groups. In this study, they were defined as **solvent companies group and insolvent companies group**.

It was verified that the premises for using the statistical technique of Discriminant Analysis can limit, but not invalidate these models. The data of the samples need to be assessed in order to verify whether it is possible or not to use the Discriminant Analysis technique. In addition, they recurrently need to be recalculated. This limitation was reduced when the models were used together or in an integrated way, as verified in the accomplished tests. Another technique used in this study was the creation of a model that unites the best indicators of the models that were analyzed, obtaining a forecasting model, which can be considered a hybrid or mixed.

This model was tested for its capacity to evaluate whether the companies would conclude the composition of debt as well as its capacity to discriminate the companies in the two groups previously described (Solvent and Insolvent), both of which consist of companies located in Belo Horizonte, Betim and Contagem.

As highlighted, the use of these models is limited, starting with the Discriminant Analysis tool itself. Nevertheless, their utilization can make the decision on the concession of debt composition to a company more objective, or even the decision on extending a special credit line to the customer of a supplier or to the client of a bank who finds himself in this situation.

Therefore, it was confirmed that the analysis of the financial statements of the firms included in this study permits to forecast the possibility to determine the solvency or insolvency trend of the firms, as well as to assess their eventual success with the concordat.

1- Introdução

O desenvolvimento de nossa sociedade foi marcado por diversos fatos que levaram a humanidade a se adaptar aos novos cenários social, econômico e político.

O último século foi marcado por duas grandes guerras mundiais, pelo crescimento da população mundial, pelo desenvolvimento tecno-científico e por mudanças culturais profundas na sociedade.

A Economia mundial, num sentido histórico geral, saiu de uma base agrícola para uma base industrial e tecnológica, tendo esse processo maior desenvoltura no século XX. A era do capitalismo atingiu um estágio de desenvolvimento tal, que vivemos num mundo “*globalizado*”, fazendo-se indispensável uma contínua busca pela melhor alocação de recursos econômicos pelos agentes da economia; necessário se faz *agregar (criar) valor*. A Contabilidade manteve seu papel de geradora de informações para auxiliar esse processo de alocação, mas todas essas mudanças a afetaram também, e, quando possível, procurou ela responder às necessidades de novas informações, fato apreciado nas bibliografias que narram o desenvolvimento da Ciência Contábil.¹

¹ Recomenda-se a leitura das obras de Ludícibus e Hendriksen & Van Breda, relacionadas no referencial bibliográfico, como fonte básica do histórico do desenvolvimento da Teoria da Contabilidade.

Também, os intermediadores que participam do mercado financeiro, especificamente o de crédito, necessitam desenvolver a capacidade de adaptações às necessidades dos agentes econômicos. Em função de mercados maiores (quanto ao volume de recursos transacionados e dimensões geográficas), esses intermediadores precisam, cada vez mais, de ferramentas que lhes proporcionem maior controle, agilidade e confiança.

Essas necessidades se fazem presentes com o aumento das situações não-controláveis a que estão sujeitas as empresas, advindas do crescimento daqueles mercados (Cauoette, Altman & Narayanan, 1999:1-26). Essas situações, muitas vezes, podem levar empresas à descontinuidade de suas atividades, induzindo à incorreta aplicação de recursos econômicos. Esse é o momento da falência da empresa e que pode significar perdas para todos os agentes da economia.

A intermediação financeira na economia de um país é fator importante, como forma de se viabilizar o crescimento e desenvolvimento econômico, conforme observa Contador apud Lopes & Rosseti (1992:302):

“É fato sabido que a intermediação financeira nos países capitalistas cumpre a importante tarefa de canalizar e transformar eficientemente os recursos de poupança em investimento. Quanto mais desenvolvido o estágio de intermediação financeira, maior tende a ser a formação de capital e mais eficiente a alocação de recursos. Assim a criação de instrumentos financeiros permite, de um modo geral, obter-se não só maior nível de produção física e de bem-estar, como a melhor alocação de recursos e, ainda, a expansão dos recursos disponíveis para investimento, através do estímulo à poupança”.

Atualmente, a intermediação financeira é bastante diversificada e se ajusta às características e necessidades de cada sociedade, bem como de cada um de seus agentes econômicos (famílias, empresas e governos, por exemplo). Cecchetti (1999:1), ao avaliar as tendências futuras do papel da intermediação financeira dos bancos, afirma que sempre haverá um mecanismo pelo qual os bancos poderão auxiliar nesse processo de troca entre os agentes da economia, discutindo quais serão esses novos mecanismos a partir do século XXI.

Como *intermediação financeira* entende-se a maneira de se conciliar os interesses dos agentes poupadores (agentes superavitários), que buscam maior remuneração e/ou segurança para seu capital, e os dos agentes tomadores de recursos (agentes deficitários), que procuram menor custo de captação, procurando disponibilizar esses recursos de maneira eficiente. Segundo Cecchetti (1999:1), a intermediação financeira movimenta recursos entre dois grupos: empresas e famílias (poupadores), sendo esse papel fundamental desenvolvido, em maior parte, pelos bancos. Hellwig (2000:719) expõe que se deve prestar atenção para ambas as relações existentes na intermediação, tanto a relação intermediário x empresa quanto a relação intermediário x família (poupador), ao invés de se focar apenas uma dessas.

Esse papel de intermediação necessita, cada vez mais, da sofisticação dos instrumentos financeiros, e da rede de intermediários financeiros. Mas, diante do processo evolutivo do mercado financeiro nas últimas décadas, a possibilidade de os agentes negociarem diretamente tem de ser considerada. Esse é o aspecto da desintermediação financeira do mercado. Como afirmado anteriormente por Cecchetti, apesar da desintermediação, os bancos continuarão a auxiliar nos

processos de troca na economia, mas terão de assumir novos papéis (implicando o desenvolvimento de novos instrumentos financeiros, da mesma maneira). Processos de financiamentos baseados em ativos propiciaram o acesso direto de seus clientes aos capitais de que necessitavam, sem a tradicional intermediação financeira. Isso obrigou os bancos a se transformarem em facilitadores dessas transações, suprimindo a liquidez desses programas, bem como a assessoria aos clientes para obterem acesso a esse novo mercado, provendo-os com suporte de crédito e serviços relacionados, com a colocação de papéis comerciais (processo de *underwriting*, por exemplo) e *trustee duties* (administrador). Lamb (1996:16).

A moeda tornou-se um antecedente necessário e fundamental para a existência da intermediação financeira, pois possibilitou o fim de trocas generalizadas por escambo (não que tenha terminado totalmente), além de trazer liquidez e controle ao mercado financeiro. Além de instrumento facilitador de trocas, possui as funções de medida (unidade de valor) e de reserva de valor.

Independente da existência² ou não de intermediadores, em uma transação de recursos há necessidade de um subsídio através de bons **modelos de informação**, os quais propiciem capacidade de gerenciamento antes, durante e após o processo da transação, como será discutido no capítulo terceiro, que trata sobre os sistemas de *Credit Scoring*.

² Irá se pressupor nesta pesquisa um mercado com a existência de intermediadores financeiros, em virtude de a maior parte da bibliografia aqui utilizada referir-se a essa situação. Sempre que possível, porém, lembrar-se-á o leitor do processo de desintermediação financeira do mercado.

As transações supracitadas caracterizam a existência de um conceito de reciprocidade entre os agentes: o agente superavitário pressupõe que o agente deficitário possua capacidade de devolver-lhe o recurso. Inserindo-se a figura do intermediador, a preocupação com a adequação de prazos e diversificação de risco fica com este. Portanto, caberá ao intermediador avaliar a capacidade de pagamento do tomador, avaliar seu **Crédito**. Na ausência da intermediação, os próprios agentes superavitários têm de fazer essa análise, mas podem contar com a prestação desses serviços por parte dos intermediadores, como salientado anteriormente.

Pode-se, exposto isso, inquirir ser o crédito o fornecimento de recursos aos agentes que deles necessitam? Ou seria a capacidade de se obterem ativos (vistos como recursos) consoante um compromisso de ressarcimento ou pagamento? Ou, ainda, um instrumento de política de negócios para as vendas a prazo?

Verifique-se algumas definições colhidas em bibliografias pertinentes ao ponto em discussão.

“Crédito é a capacidade ou habilidade de afiançar bens ou serviços em troca de uma promessa de pagamento futura deles.” (Beckman & Bartels, 1955:3)

“Crédito é todo ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu *patrimônio* a um terceiro, com a expectativa de que esta parcela volte a sua posse integralmente, após decorrido o *tempo estipulado*.” (Schrickel, 1997:25)

“Em um banco, [...], o crédito consiste em colocar à disposição do cliente (tomador de recursos) certo valor sob a forma de empréstimo ou financiamento, mediante uma promessa de pagamento numa data futura.” (Silva,1997:63)

“Crédito [...] 1. Confiança ou segurança na verdade de alguma coisa; crença. 2. Reputação de solvência, boa fama.” (Dicionário Larousse Cultural, 1992:288)

“[...] a confiança que uma pessoa inspira a outra de cumprir, no futuro, obrigação atualmente assumida [...]” (Martins, F, 1999:3)

Verifica-se que essas definições compreendem todos os aspectos das questões apresentadas. Tanto uma pessoa física ou jurídica pode ter um bom **crédito**, como uma instituição financeira pode ser fornecedora de linhas de **crédito** diferenciadas no mercado.

Portanto, delimita-se o termo **Crédito**, neste estudo, como *a capacidade de se aceitar a promessa de pagamento de empréstimos ou de aquisição de bens ou serviços de determinada empresa, avaliada em termos de sua solvabilidade*³.

Evita-se, dessa maneira, qualquer incoerência metodológica, pois essa definição não é tão simples, conforme se verificou em obras sobre economia monetária, em que, muitas vezes, sequer houve uma definição específica.

Conforme a definição, a decisão de colocar certo valor ou recurso à disposição de um agente, com a promessa de seu recebimento ou devolução em

³ Ressalte-se que o objeto deste estudo será a solvência das empresas, em que se procurou medi-la de maneira mais metodológica possível, através da utilização de modelos estatísticos.

data futura, levanta inicialmente a questão da capacidade de pagamento do mesmo. Esse é um aspecto importante que deve ser avaliado numa análise de concessão de crédito, sendo necessária uma verificação do potencial atual e futuro de recursos do tomador, em relação ao montante de recursos solicitados e seus encargos, ou, em outras palavras, sua solvabilidade.

Além desse ponto, a questão da oportunidade de retorno e o risco devem ser considerados. Cada oportunidade de retorno avaliada em operações de crédito está condicionada a um nível de risco, sendo que, para a obtenção de um retorno maior, necessita-se assumir um risco também maior, mantendo-se o conceito emanado da Teoria de Finanças.

Muitas vezes, o risco a se assumir não é compensado pelo retorno, portanto, aquele assume um papel muito importante na análise de concessão de crédito e algumas variáveis podem servir de base para a sua avaliação, denominada essa de **Análise de crédito**.

1.1- A análise de crédito

O objetivo da análise de crédito é o de identificar os riscos nas situações de empréstimos, segundo Schrickel (1997:25), evidenciando conclusões quanto à capacidade de pagamento do tomador do empréstimo. Recomendações quanto à estrutura e tipo de empréstimo também são objeto da análise de crédito, a fim de manter-se o foco na otimização de resultados. Portanto, busca subsidiar a decisão de se conceder ou não o crédito.

A análise de crédito tradicional é denominada “C’s do Crédito”⁴, devido às variáveis analisadas serem o *Caráter*, a *Capacidade*, a *Condição*, o *Capital*, e o *Colateral*. Nesse enfoque tradicional, utilizado pelos bancos e outras instituições, o julgamento subjetivo de profissionais treinados é o responsável pela decisão de crédito. Além da necessidade de investimentos nesse treinamento de pessoal, existe ainda a questão de especialização dessas pessoas, conduzindo-se a uma estrutura de alto custo e de alcance limitado, como expõem Silva (1997:304-305) e Cauoette, Altman & Narayanan (1999:100-102)⁵.

Baseia-se a análise de crédito tradicional nas demonstrações contábeis⁶ das empresas, observando-se, nos últimos tempos, uma mudança de ênfase da análise dos Balanços Patrimoniais para a Demonstração de Fluxos de Caixa (Cauoette, Altman & Narayanan, 1999:94-95). Expõem os autores que “os profissionais da área bancária percebem que, apesar de as demonstrações financeiras proporcionarem consistência sobre dados financeiros, não atendem adequadamente a questões de risco que são de maior importância para suas instituições, assim como para os investidores.” (Cauoette, Altman & Narayanan, 1999:100).

⁴ Esta denominação é a mais utilizada na bibliografia que tratou sobre o assunto de análise tradicional de *Crédito*. Vide, por exemplo, a proposição original dos “5 C’s do crédito” apresentada pelos autores Eugen F. Brigham & J. Fred Weston em sua obra, traduzida, *Administração financeira de empresas*, às páginas 142 e seguintes.

⁵ Ressalte-se que não houve maiores pesquisas quanto a esse ponto durante o trabalho, por não ser o foco do objeto aqui tratado.

⁶ No âmbito desse trabalho, demonstrações contábeis dizem respeito ao conjunto de demonstrações divulgadas e/ou elaboradas pelas empresas, por força de Lei, também denominadas por essa e na literatura de demonstrações financeiras.

Apesar da denominação “tradicional” e de suas deficiências, para Cauoette, Altman & Narayanan (1999:98), “os três C’s clássicos do crédito – *Caráter, Capacidade e Capital* (não consideraram os demais) – foram e são as três pernas do tripé do crédito. As técnicas analíticas evoluíram ao longo do tempo, mas continuam a se concentrar nas **características do tomador** (grifo do autor).”

Em décadas recentes, inovações alteraram o processo clássico da análise de crédito. Quanto às transações, o desenvolvimento de empréstimos baseados em ativos⁷ propiciou o surgimento da securitização e do financiamento estruturado. Já em relação à gestão de crédito, ocorreu o desenvolvimento de modelos de quantificação do risco de crédito. Os modelos de *Credit Scoring* são um exemplo.

Conforme Silva (1997:95), “a análise das variáveis do risco deve levar a uma classificação do próprio risco”. Não adianta apenas usar metodologias diversas para se verificarem fatores do risco se estes não puderem ser mensurados ou quantificados, de maneira a auxiliar na tomada de decisão de crédito.

Portanto, há a necessidade de uma classificação do risco (*risk rating*) que cada agente apresenta, de maneira a se poder melhor decidir e evitar o risco da inadimplência. Um bom sistema de classificação (*rating*) serve de orientação para o nível de risco que se está assumindo, bem como para demonstrar as

⁷ Consiste na visão de que contas a receber, estoques e equipamentos, por exemplo, podem ser segregados do patrimônio da empresa, e constituírem-se em objeto de garantias para empréstimos. Dessa forma, tornaram-se possíveis processos, como a **securitização** (venda de ativos – recebíveis, por exemplo – a uma empresa para que esta capte recursos no mercado, tendo a rentabilidade deste ativo como atrativo), **factoring** e **seguro de crédito** (Cauoette, Altman & Narayanan, 1999:109). Esses processos contribuíram para o crescimento da desintermediação financeira, conforme salientado anteriormente.

expectativas de inadimplência e a exigência a serem feitas de garantias, conforme o estabelecimento de escalas de avaliação.

Para isso, podem-se utilizar os Sistemas de *Credit Scoring*. Todo esse processo é para evitar perdas decorrentes de empréstimos a agentes que tenham possibilidade de insolvência, ou seja, possibilidade de falência, além de servir de meio de avaliação das probabilidades de recebimentos de empréstimos de recursos concedidos às empresas concordatárias, através de agentes intermediadores ou diretamente.

1.2- Os institutos legais da Falência e da Concordata

Os institutos jurídicos da Falência e da Concordata têm como objetivo auxiliar na melhoria da situação de empresas em dificuldades financeiras, permanente ou temporariamente, em prol do bem-estar social e da melhor utilização dos recursos econômicos. Ambos são fundamentados pelo Decreto-Lei nº 7661, de 1945, que dessa maneira estipula o objetivo dos instrumentos.

Enquanto a Concordata tem a função de auxílio à recuperação da empresa, a Falência deve ser entendida como mecanismo de auxílio de ressarcimento de recursos (ou parte desses) pelos credores, uma vez que a empresa encerrará suas atividades.

A Falência refere-se à descontinuidade das atividades empresariais, sendo o encerramento seguido da liquidação dos ativos pertencentes à empresa em

questão, de modo a satisfazer as obrigações que aquela tenha para com seus credores (Pinho & Nascimento, 1990:362). Tem-se aí a possibilidade de uma avaliação da solvabilidade da empresa, apesar de ser através de uma liquidação forçada de seus ativos, mas que já não é mais útil e relevante para os aspectos de concessão de crédito.

Para a instituição da Falência, parte-se do pressuposto de que a empresa não tenha capacidade de pagamento de suas dívidas e recuperação de sua liquidez⁸.

Quanto à Concordata, através da concessão de maior prazo (até 24 meses) para pagamento de suas dívidas ou mesmo pela redução do montante destas (se pagas à vista), ou ambas, já se pressupõe a capacidade da empresa de recuperar sua liquidez. Portanto, figura como um acordo imposto, sob o amparo da lei, entre o devedor e seus credores.

Pressupõe a Concordata, portanto, que a empresa em questão tenha solvência⁹, pois de nada adiantará a concessão de prazo se a mesma não possuir capacidade de gerar recursos no futuro para cumprir o acordo.

Duas são as espécies de concordatas: a **suspensiva** e a **preventiva**. Na suspensiva, o processo de falência é interrompido e convertido para um de concordata. Na preventiva, o que se procura é evitar a falência do devedor em função de momentânea dificuldade econômica ou financeira (falta de liquidez).

⁸ A questão do dolo na atividade comercial (um crime falimentar, como não manter escrituração contábil em dia, por exemplo) também é motivo para solicitação e decretação da Falência.

⁹ Para a pesquisa aqui desenvolvida, adotou-se o conceito de solvência como a capacidade de pagar dívidas, mesmo com atraso, e o de liquidez como pagamento de dívidas sem atraso.

Com a Concordata, a administração dos recursos e da gestão da empresa não é retirada das mãos do devedor¹⁰, sendo, portanto, mantida a continuidade da empresa. Verifique-se que não é uma situação em que a solvabilidade da empresa possa ser medida perfeitamente, mas de maneira semelhante a uma empresa em continuidade normal de seus negócios, sendo uma informação útil e relevante na análise de crédito.

Schumpeter apud Altman, Baidya & Dias (1979:17) afirma que a falência é normal e pode ter efeito purificador na sociedade e na economia. Considerando-se situações de incapacidade empresarial ou de crime falimentar, essa afirmação revela-se correta e possível de ampliação: tem a falência, também, o efeito **pedagógico**¹¹, entendido como um exemplo à sociedade da má conduta empresarial.

Matias (1992:85) acredita que o processo de insolvência é função de problemas de gestão. Segundo o autor, a maioria das empresas em fase pré-concordatária eram novas, com pouca experiência, ou com idade superior a 27 anos (obsoletas e inexperientes na troca de administração).

Para o autor, a situação de insolvência de empresas concordatárias não é temporária, e, sim, constante: antes e durante o período da concordata. Suas observações e análises, utilizando-se de modelos de previsão de falência, evidenciaram que as empresas concordatárias mantinham suas características de

¹⁰ Ressalte-se que é nomeado um comissário para fiscalizar o andamento da Concordata da empresa.

¹¹ Conforme visão de juízes entrevistados durante a consecução da pesquisa, constando seus nomes no Apêndice C.

insolvabilidade (verificadas até três anos antes) durante o período em que gozavam do instituto jurídico da concordata preventiva.

Chegou à conclusão de que o instrumento jurídico da concordata não funcionava como instrumento de recuperação econômica e financeira das empresas, nem atingia seus propósitos de manutenção da capacidade de produção e de nível de emprego. Matias (1992:86) considerou que a concordata se constituía “[...] **em efetivo fator de perda de capital e da capacidade de investimento do país, servindo a uma minoria de empresas** [...].” (Grifo do autor)

Cabe expor, após a posição defendida pelos autores anteriores, que, para o atendimento da finalidade social do instituto da concordata, a empresa deveria ter capacidade estrutural para manter sua sobrevivência, ou seja, ser viável financeiramente e conseguir geração de recursos próprios, para que a concessão desse benefício não se torne apenas uma postergação de sua falência.

Portanto, reafirma-se a necessidade de uma classificação do risco que cada agente possui, de maneira a se evitar a inadimplência e a falência, bem como uma avaliação da real situação de uma empresa que está em vistas de requisitar o amparo do instrumento legal da Concordata. Justifica-se isso a partir da premissa de ser o importante para um intermediador financeiro (caso exista essa figura), no momento da concessão do crédito, a situação de solvência¹²,

¹² O retorno de um crédito concedido a uma empresa ilíquida (em situação de concordata preventiva, por exemplo) é de probabilidade baixa, com risco elevado, mas no caso de uma empresa insolvente, esse retorno é praticamente remoto. Segundo Schrickel (1997:228), as instituições financeiras não devem assumir o risco empresarial (do negócio), somente o risco financeiro ou de mercado.

considerando-se que uma empresa *ilíquida* não é, necessariamente, *insolvente* (Schrickel, 1997:225).

Há, então, a necessidade de modelos de previsão de insolvência para o momento da decisão da concessão de crédito, pois os créditos são “perdidos” quando da sua concessão, enfoque esse dado pela Resolução do Conselho Monetário Nacional de nº 2.682, de 21 de dezembro de 1999, que dispõe sobre os critérios para classificação das operações de crédito e as regras para constituição da provisão para créditos de liquidação duvidosa.

Além disso, modelos que avaliem a capacidade daquelas empresas em situação concordatária também são úteis, podendo demonstrar se essas terão êxito em sua recuperação financeira. Tem o intermediador financeiro, ou o próprio fornecedor, a possibilidade, então, de diferenciar, entre seus clientes, aqueles que têm maiores chances de recuperação financeira, e a manutenção de relacionamento posterior.

A pesquisa aqui empreendida objetivou, portanto, avaliar alguns modelos de previsão de insolvência desenvolvidos no Brasil sob os prismas de **estruturação matemática** e de **capacidade de medir** a solvência de empresas que estavam em regime concordatário (se lograram sucesso e a concluíram).

Buscou-se, em específico, desenvolver, a partir daqueles, um modelo que contemplasse os melhores indicadores de cada um. Presumiu-se que a metodologia de um modelo misto ou híbrido seria melhor do que a utilização conjunta de todos os modelos propostos.

O contexto exposto até aqui, sobre a evolução da Economia mundial, focado no mercado de Crédito e sua análise e nos institutos legais da Falência e Concordata, serve de referência para o ambiente no qual se insere esse tema. Não se procurou, como nas demais bibliografias consultadas, apresentar a aplicação restrita desses modelos somente para a tomada de decisão de concessão de crédito, mas, também, ampliar e ressaltar sua aplicação em outra situação: a decisão da concessão ou não da concordata.

No capítulo seguinte, aborda-se a metodologia da pesquisa utilizada, em que se detalhará melhor o objeto em discussão.

2- Metodologia da pesquisa

Neste capítulo, descreve-se a metodologia empregada na pesquisa e a estrutura do trabalho, delimitadas pelo objetivo do estudo, além de se terem caracterizados o problema e a premissa que serviram de base.

2.1- Caracterização do problema

Durante pesquisa bibliográfica empreendida neste estudo, viu-se que a decisão de crédito e, conseqüentemente o risco de crédito¹³ têm assumido crescente complexidade nestes últimos anos.

O desenvolvimento econômico e a diversificação de mercados e operações geraram a necessidade de modelos que atendessem, da maneira mais clara e objetiva possível, os anseios dos agentes intermediadores do crédito (Cauoette, Altman & Narayanan, 1999:7-8).

A análise das demonstrações contábeis manteve sua importância, mas tantas são as incoerências causadas pela imposição da legislação para fins

¹³ Cauoette, Altman & Narayanan (1999:1) ao definirem crédito “*como ‘a expectativa de uma quantia em dinheiro, dentro de um espaço de tempo limitado’*”, delimitam, então, que “*o risco de crédito é a chance de que esta expectativa não se cumpra.*”

fiscais, que já existe um senso comum de descrédito nelas como fonte de informações financeiras relevantes¹⁴.

A despeito disso, esta pesquisa assumiu a premissa de que **há possibilidade de se identificar, pelas demonstrações contábeis das empresas, sua situação financeira e, portanto, mensurar a capacidade de solvência delas através de um modelo estatístico.**

Conseqüentemente, surgiu como problema desta pesquisa a seguinte questão: **os modelos de previsão aqui analisados são capazes de prever a solvência de uma amostra de empresas mineiras?**¹⁵

Considerou-se que, mesmo as demonstrações contábeis não sendo apresentadas dentro dos melhores padrões emanados do arcabouço teórico da Contabilidade, e que, devido aos usos alternativos de princípios e normas de contabilidade, ocorrerem diferenças entre as demonstrações, ainda é possível captar em um modelo matemático a capacidade de solvência das empresas.

Este estudo procurou gerar uma contribuição ao entendimento da utilização de métodos quantitativos aplicados à Contabilidade, especificamente à Análise de Demonstrações Contábeis. Focou-se principalmente em seu uso correto, quando se consideram premissas e necessidades de tratamento coerente dos dados em análise.

¹⁴ A extinção de mecanismos de correção monetária é um exemplo bom e recente para subsidiar algumas das críticas realizadas em pesquisas às incoerências causadas pela legislação fiscal. Também podem ser consultadas obras sobre a Teoria Positiva da Contabilidade, como a de Watts e Zimmerman, e as críticas apresentadas nos trabalhos de João Carlos Hopp e Hélio de Paula Leite (1988), "*O crepúsculo do lucro contábil*", de A.J. Briloff (1972), "*Unaccountable accounting*", e de Johnson & Kaplan (1993), "*Contabilidade gerencial: a restauração da relevância da contabilidade nas empresas*".

¹⁵ Sempre tendo em mente os cuidados relativos aos riscos de generalizações de conclusões.

A oportunidade de pesquisa como fator determinante na escolha de uma hipótese ou problema pode até superar sua relevância, pois “*o que se torna necessário é a suficiente habilidade do pesquisador no sentido de adequar as oportunidades oferecidas a objetivos adequados*”, conforme argumenta Gil (1995:56).

Além disso, para Salomon (1978:158), citando Hyman, “uma contribuição relevante ou **original** e pessoal da ciência” (grifo do autor), feita através de uma pesquisa, tem o sentido de se revestir em forma diferente de abordagem do tema, em evidenciar novas relações causais e, conseqüentemente, novas interpretações. O trabalho científico, pela sua natureza, está baseado em conhecimentos já formatados e constantemente questionados; sendo assim, a originalidade está em **voltar às origens**, de maneira que se possa entender fenômenos em suas relações causais e propor novos pontos de vista.

2.2- Objetivo do Estudo

O objetivo geral da pesquisa foi o de se fazer uma análise de modelos de previsão de insolvência, avaliando-se aspectos estatísticos e de nível de acertos (erros) em suas estimações. Avaliou-se se os modelos desenvolvidos desde a década de 1970 ainda mantinham sua capacidade de discriminar as empresas e as suas bases metodológicas de desenvolvimento, em um estudo exploratório aplicado a empresas de Minas Gerais.

Dessa última análise surgiram as melhores práticas ou indicadores de cada um dos modelos, que foram agregados em um único modelo, possuindo esse o sentido de um *modelo misto ou híbrido* dos analisados.

A capacidade de discriminar os modelos foi testada sobre uma amostra composta por empresas que solicitaram a Concordata. Objetivou-se, especificamente, com essa análise, avaliar se as empresas em concordata teriam ou não condição de suplantá-la e, assim, demonstrar que o uso de modelos matemáticos, para esse tipo de análise, muito tem a contribuir para a tomada de decisão de se conceder ou não uma concordata.

Além dessa análise específica, aplicaram-se os modelos em outra amostra desenvolvida para esta pesquisa. Essa amostra foi dividida em dois grupos, sendo um de empresas que se encontram em situação de concordata ou falência, e o outro, de empresas em funcionamento normal, todas localizadas nos municípios de Belo Horizonte, Betim ou Contagem, em Minas Gerais. Mais uma vez, o objetivo foi o de testar a capacidade preditiva de cada modelo, além de testar o modelo misto obtido, de maneira semelhante.

A escolha de empresas situadas nos municípios citados deve-se à importância daqueles na economia do estado de Minas Gerais. Os municípios de Belo Horizonte, Betim e Contagem são responsáveis por 50% (vide tabela a seguir) da arrecadação total do estado, o qual tem mantido uma representatividade de 10% do PIB nacional nos últimos anos.

Arrecadação de Minas Gerais

	em R\$ mil					
	1999	%	2000	%	2001*	%
Estado	R\$ 7.358.108	100%	R\$ 8.561.255	100%	R\$ 8.409.940	100%
Belo Horizonte	R\$ 2.247.214	31%	R\$ 2.433.622	28%	R\$ 2.425.794	29%
Betim	R\$ 982.543	13%	R\$ 1.433.470	17%	R\$ 1.481.500	18%
Contagem	R\$ 331.497	5%	R\$ 389.927	5%	R\$ 347.930	4%
Soma	R\$ 3.561.254	48%	R\$ 4.257.020	50%	R\$ 4.255.224	51%

Fonte: Secretaria da Fazenda do Estado de Minas Gerais

* Até outubro de 2001

A amostra total possui o registro de dezoito empresas com problemas financeiros, contrariando a intuição inicial de um grande volume de empresas com pedidos de concordata e de 21 empresas consideradas solventes ou em continuidade normal de suas operações. Deve-se considerar que a amostra formada com as empresas que possuíam pedidos de concordata impetrados contempla a realidade observada na pesquisa de campo.

2.3- Metodologia utilizada

Como se tratou de uma pesquisa empírico-analítica, fez-se uso de mais de um procedimento de pesquisa.

Para avaliação dos modelos desenvolvidos pelos pesquisadores brasileiros, utilizou-se inicialmente a pesquisa bibliográfica, que compreendeu a redação específica de um capítulo sobre a ferramenta de Análise Discriminante, utilizada nesses modelos, e outro, com resumos críticos dos principais modelos considerados pelo autor. Estes são os assuntos dos capítulos quatro e cinco. As principais fontes consultadas foram publicações científicas de diversos autores,

em formato de livros, artigos e monografias (teses, dissertações e monografias de graduação).

Quanto à pesquisa empírica¹⁶ para a validação dos modelos, utilizou-se da pesquisa de campo exploratória, que manipula experimentalmente variáveis independentes (indicadores ou índices de balanços), para verificação dos efeitos que causam na variável dependente (classificação das empresas pelos modelos como solvente ou insolvente).

A montagem dos dados ocorreu num ambiente tipo *laboratório*, por se tratarem de dados passados coletados nas demonstrações contábeis das empresas, as quais foram obtidas junto às Varas de Falências e Concordatas dos municípios de Belo Horizonte, Betim e Contagem.

A expectativa anterior ao início da pesquisa de campo, já salientada, era a de se encontrar um grande número de empresas em situação de concordata preventiva, com solicitações durante o período compreendido entre os anos de 1997 e 1998, expectativa essa formada a partir de uma avaliação subjetiva do autor.

Essa não foi a situação encontrada na realidade. Como já descrito, verificou-se um pequeno número de empresas sob o regime de concordata, o que levou à composição de uma amostra relativamente pequena de empresas insolventes, sendo essa a população observada.

¹⁶ Martins, G. (1995), analisando Bacon, considera que “o cientista precisa, antes de mais nada, observar os fatos, em seguida, usando comedidamente os informes obtidos por meio dos sentidos e partindo de particulares terá condições de formular generalizações, ou enunciar os axiomas que governam os fenômenos observados.”

Dois fatores responsáveis por isso foram apresentados pelos juízes¹⁷ das respectivas Varas de Falências e Concordatas dos municípios, quando questionados a respeito:

- 1) Muitas empresas desconhecem o instrumento legal da concordata ou o consideram ineficiente para o seu caso e
- 2) outras já se encontram em situação tal, que a concordata seria apenas uma postergação de uma falência inevitável.

Mesmo com a amostra denominada Grupo das Insolventes composta por um número de poucas empresas (dezoito no total), foi possível formar um número significativo de registros no banco de dados (52 registros). Esses registros referem-se ao período compreendido entre 1993 e 2000, em virtude das demonstrações contábeis obtidas nas varas de falência, o que possibilitou uma análise da capacidade dos modelos de prever se as empresas que haviam entrado em concordata conseguiriam cumpri-la e continuar em operação. No capítulo com o estudo, são confrontados os resultados das previsões com a realidade observada.

Os testes dos modelos foram realizados num ambiente tipo “laboratório”, caracterizando-se como uma maneira objetiva de serem identificados e analisados os resultados obtidos com a manipulação dos dados coletados,

¹⁷ No Apêndice C constam os nomes do referidos juízes entrevistados durante a consecução da pesquisa.

possibilitando o isolamento de variáveis exógenas ao experimento. Como exemplo destas, está a qualidade das demonstrações utilizadas.

O fator da qualidade das demonstrações obtidas ¹⁸, no tocante às melhores práticas contábeis de evidenciação, revelou-se na pesquisa. As demonstrações das empresas concordatárias, que na grande maioria são pequenas e médias empresas, e que não possuem uma boa escrituração contábil, limitaram a elaboração de outros indicadores considerados importantes. Também, como a amostra de empresas concordatárias é pequena e não se conseguiu um número maior de dados dos mesmos anos, adotaram-se, como variáveis independentes para elaboração do teste do modelo misto, os mesmos indicadores utilizados nos modelos discutidos.

Algumas demonstrações não possuíam todos os dados necessários para o cálculo de determinados indicadores dos modelos. Não se pôde medir o efeito ou interferência disso sob os testes gerados. Em virtude de se utilizarem em conjunto os modelos, considerou-se os resultados obtidos suficientes para suportar as análises compreendidas.

O banco de dados foi desenvolvido e manipulado com o uso do programa Microsoft Access[®] (versão 2.000), que permitiu o armazenamento, a tabulação e os cálculos necessários à obtenção das variáveis independentes.

¹⁸ O motivo de a qualidade não ter causado maiores problemas baseia-se na premissa (Kanitz, 1978) de que, mesmo ao se fazer “maquiagens” ou ocultação de informações, as demonstrações ainda espelham um nível suficiente de dados. A imagem geral de que pequenas e médias empresas elaboram **demonstrações ruins** também não pôde ser corroborada plenamente, pois encontraram-se demonstrações com nível suficiente de informações (por exemplo, informações de transações de arrendamento mercantil).

Com a utilização de um programa estatístico, o *SPSS*[®] (versões 6.0 e 8.0) foi possível, a partir do banco de dados, avaliar aqueles indicadores que teriam maior capacidade de discriminar as amostras e desenvolver o modelo misto. Assim, com um processo de regressão múltipla, passo-a-passo (*Stepwise*), obteve-se esse modelo, atingindo um objetivo específico da pesquisa. Os comentários e análises sobre o modelo estão no capítulo específico dos estudos simulados realizados na pesquisa.

Ao final, apresentam-se algumas conclusões e observações possíveis, pela análise de todo o contexto exposto, além do referencial bibliográfico e apêndices.

3- **Credit Scoring**

Um conjunto de forças e mudanças conduziu as inovações nas técnicas de análise do risco de crédito, principalmente nos últimos trinta anos.

Desregulamentação de mercados, propiciando a entrada de novos agentes, a ampliação de mercados de crédito, com a abrangência de novos setores, os avanços da teoria das finanças com seus novos meios de enxergar o risco de crédito, aliados a reduções de margem de empréstimos dos bancos e aumentos de riscos não avaliáveis nas demonstrações contábeis, denominados riscos fora dos balanços, são bons exemplos daquelas mudanças nos cenários econômicos (Cauoette, Altman & Narayanan, 1999:117).

A necessidade, então, de novas avaliações desses cenários levou ao desenvolvimento de novos modelos. Os modelos¹⁹ facilitam em muito a compreensão de um fenômeno e, eventualmente, sua exploração, representando o acúmulo de experiências, que podem servir para explicação de como as coisas funcionam.

¹⁹ “Um modelo é uma versão simplificada de algum problema ou situação da vida real destinado a ilustrar certos aspectos do problema sem levar em conta todos os detalhes.” Stevenson (1981:5)

3.1- Conceito

Modelos de avaliação de crédito sempre foram necessários para as instituições financeiras que possuem esse tipo de produto, principalmente os bancos e administradoras de cartão de crédito. Estas vêm reconhecendo o valor dos sistemas de *Credit Scoring* e registrando suas contribuições para o processo de concessão e administração de crédito (Parkinson & Ochs, 1998:23).

Dos artigos²⁰ específicos sobre o tema, emana que *Credit Scoring* pode ser definido como um sistema ou ferramenta utilizado por instituições cedentes do *crédito*, sistema esse que ajuda a verificar se o crédito deve ou não ser concedido ao cliente ou candidato.

Sua principal característica é reduzir o tempo de processamento da decisão de crédito, disponibilizando o administrador (gerente) de crédito para outras tarefas, como:

- a) Avaliação de outras características não computadas pelo sistema;
- b) captação de novos clientes e
- c) recuperação de créditos problemáticos concedidos.

O sistema atribui uma pontuação aos fatores considerados relevantes para a predição da capacidade de pagamento do cliente. Estes fatores podem ser:

²⁰ No referencial bibliográfico são relacionados diversos artigos que tratam sobre *Credit Scoring*, em especial dos seguintes autores: Parkinson & Ochs (1998), Tressler (1998), Peterson (1998) e Connors (1988).

histórico de pagamentos de dívidas, número e tipos de contas, ações de cobrança, renda, imóveis próprios, permanência em empregos e outros mais.²¹

Alguns fatores têm efeito positivo e outros negativos sobre a pontuação ou escore de crédito. Atraso no pagamento, suspensão de limites de crédito e falência afetam negativamente, enquanto casa própria e longa permanência em empregos²² contribuem de forma positiva.

A ampla utilização de sistemas de *Credit Scoring* deve-se ao uso, por estes, de informações baseadas em dados reais e em estatísticas, que, normalmente, são mais seguras do que métodos subjetivos ou de julgamento.

Segundo Peterson (1998:45), quatro razões podem ser evidenciadas para o aumento do uso de sistemas de *Credit Scoring*:

- Competição:** redução de tempo de processamento e mensuração objetiva do risco de crédito;
- Serviços:** provêm novas oportunidades com os contatos realizados;
- Acessibilidade:** avanço tecnológico dos processadores de dados e integração com os sistemas da instituição; e
- Confiabilidade:** devem basear-se empiricamente em métodos de avaliação estatísticos dos candidatos.

²¹ Nos Estados Unidos, os sistemas de *Credit Scoring* não podem ser desenvolvidos utilizando-se de certos fatores, como raça, sexo, estado civil, nacionalidade ou religião, de acordo com a norma existente (ECOA – *Equal Credit Opportunity Act*), que considera o uso destes fatores, na concessão de crédito, como *discriminação e preconceito*. O uso do fator idade é permitido, desde que não dê tratamento diferenciado aos clientes (Tressler, 1998:30). Quanto ao Brasil, além dos preceitos gerais da Constituição Federal e do Código do Consumidor, não se obteve nenhuma legislação específica a respeito de regras de modelos de *Credit Scoring*.

²² Com a questão da “empregabilidade”, esse passa a ser um ponto ainda mais relevante.

A segurança quanto às informações do sistema habilita as instituições a realizar milhares de avaliações de concessão de crédito de forma consistente (estruturada). O sistema é utilizado como ferramenta de suporte à tomada de decisão do gerente de crédito, e não como a palavra final sobre essa.²³ Estudos realizados demonstraram que os resultados das análises realizadas por analistas experientes não diferem muito dos resultados dos testes dos sistemas.²⁴

Para desenvolver um sistema como esse, a instituição deve utilizar uma amostra aleatória de seus clientes e efetuar testes estatísticos. Estes testes servem para identificar as características ou fatores do mérito (ou demérito) do crédito. Para cada um desses fatores é atribuído um peso, conforme sua capacidade de predição do risco de crédito.

Os principais modelos de avaliação usados em sistemas de *Credit Scoring* podem ser classificados em três tipos, basicamente (Parkinson & Ochs, 1998:24):

- a) **Predictive scoring**: prevê se o cliente pagará sua dívida em dia ou com atraso. É usado antes de se conceder o crédito e depende de entradas de dados (*inputs*) estatísticos “pesadas”.
- b) **Risk scoring**: é usado para prever se clientes atuais têm maior probabilidade de pagar ou de incorrer em inadimplência. Avalia o potencial de cobrança dos clientes.

²³ Sendo um sistema que trabalha com técnicas estatísticas e matemáticas, possui probabilidades de falhar, atribuindo *scores* indevidos ou até mesmo, não relevando suficientemente algum dado exterior. Portanto, a figura do gerente como analista das informações geradas pelo sistema de *Credit Scoring* é indispensável.

²⁴ Vide EDMISTER, Robert O. *Combining human credit analysis and numerical credit scoring for business failure prediction*, em *Akron Business and Economic Review*, vol.19,nº 3, outono 1988, p.6-14.

c) **Default scoring**: prevê se um cliente é um candidato à falência²⁵.

As instituições podem usar um único modelo para todas as decisões de crédito ou modelos específicos para cada decisão de crédito a ser tomada, conforme suas peculiaridades. O uso de um determinado modelo dependerá, portanto, da necessidade da instituição.

3.2- Escolha do sistema de Credit Scoring

Altman & Haldeman (1995:12) consideram os sistemas de *Credit Scoring* como uma âncora para as boas práticas de crédito²⁶ de uma instituição.

Esses deveriam ser fundamentados na história e não em “modas passageiras”, mensurando-se os padrões de risco (ou perdas), produzindo resultados consistentes através do tempo e para uma gama maior de instituições. Devem também ser baseados em fundamentos contábeis e rigorosamente testados nos princípios de análise de crédito, segundo os autores.

Os mesmos autores consideram que a escolha de um sistema de *Credit Scoring* deve ser feita com cautela, precedendo de uma série de testes que avaliem o melhor modelo para a instituição.

²⁵ Este estudo se concentrará nestes tipos, analisando modelos desenvolvidos no Brasil e suas características, não discorrendo sobre os outros dois.

²⁶ “*This tool is the anchor of good credit practices.*” (tradução livre).

Estes testes são apresentados nos tópicos seguintes, relacionados de A até I, sendo sua fonte original o estudo de Altman & Haldeman (1995:13-18), aqui expostos de forma resumida.

A – Definição de risco

O primeiro passo é entender como o modelo mensura e se é sensível às mudanças reais da qualidade do crédito. A utilização de critérios de teste como **insolvente** ou **não insolvente** são considerados melhores do que critérios de *rating*, como grau de empréstimo, por serem menos subjetivos. Existe muita incoerência entre as opiniões das empresas que usam modelos com critérios de *rating*, além do subjetivismo das opiniões de *expert's*.

B – Desenvolvimento do Modelo

A definição de risco, qualidade dos dados e o cuidado com a seleção das variáveis explicativas são mais importantes do que a técnica estatística a ser utilizada, sendo necessária a verificação de quatro pontos.

1) Amostra de desenvolvimento

É usada para construir o modelo e definir as relações entre suas variáveis, que devem permitir a separação máxima entre os grupos, através de um ponto de corte²⁷ ou outra regra de decisão.

²⁷ A regra do ponto de corte (*cutoff point*) determina um ponto em que as empresas que obtiverem score maior do que ele serão classificadas como solventes, por exemplo, e as com score abaixo, como insolventes.

2) Amostra externa

Verifica a performance da regra de decisão ou ponto de corte em relação a empresas fora da amostra original.

3) Antecedência (*lead time*)

Verifica o desempenho da antecedência com que a insolvência da empresa foi identificada corretamente. Não existe uma conformidade sobre esse ponto, ou seja, sobre quanto tempo antes deveria ser desenvolvido ou treinado o modelo.

4) Variação da escala

Raramente a situação de crédito aparece claramente como “aceitar ou rejeitar”. É necessário que as instituições avaliem seus graus de crédito, um a um, como se cada um representasse um ponto de corte ou regra de decisão, como: “aceite 1 por causa de 5 ou rejeite 6 por causa de 9”.

C – Teste do “tempo”

Este é o teste da durabilidade do modelo, ou seja, de quanto tempo ele será capaz de manter informações confiáveis, diante das mudanças do mercado. As condições estão sempre mudando com respeito aos fatores que influenciam a mensuração da performance do modelo (contabilidade, macroeconomia, preços das ações no mercado, inflação).

Um bom modelo é aquele que mantém sua performance independente das mudanças nestas condições. Essas variações servem também para realizar testes contínuos dos modelos, os quais são mais importantes que os testes de laboratório.

D – Estabilidade

Como explicar uma mudança de avaliação sem a ocorrência de algum fato na empresa? Este é um problema crítico nos modelos. O ideal é que os modelos mudem somente quando baseados em fato ocorrido na empresa.

E – Dados de empresas públicas versus privadas

Testes sobre empresas públicas e privadas asseguram que os resultados da classificação ou previsão para essas empresas são comparáveis. O problema é a dificuldade de se conseguirem dados sobre empresas privadas²⁸.

F – Probabilidade de falhas

Os modelos devem permitir a seus usuários associar a probabilidade de estimativa de falhas em cada categoria de avaliação de crédito. Essas estimativas deveriam basear-se em pelo menos 10 anos de experiência em avaliações, utilizando-se de técnicas atuariais para avaliar essa probabilidade de volatilidade sobre as estimativas associadas com o escore de crédito.

²⁸ Empresas privadas, no contexto do estudo aqui citado, referem-se àquelas que não participam do mercado acionário, enquanto as públicas são empresas que possuem seu controle acionário pulverizado no mercado. Para o Brasil, a tradução literal não se aplica, mas pode-se, por analogia e a fim de se evitar o anglicismo, utilizar a idéia exposta pelos autores na realidade brasileira. Têm-se empresas que não publicam obrigatoriamente suas demonstrações contábeis, como o caso de sociedades por quotas de responsabilidade limitada, ou até mesmo, companhias de capital fechado, e aquelas que, por força de lei, têm que apresentar publicamente suas demonstrações contábeis, referindo-se, principalmente, as empresas que tenham seu capital negociado no mercado (companhias de capital aberto), ou não, nos casos específicos determinados pela legislação. Conseguir dados contábeis do primeiro tipo de empresas é difícil, enquanto os dados das outras se torna mais fácil, devido à obrigatoriedade legal. No Brasil, a diferença básica entre empresas públicas e privadas está na participação e controle do capital por parte do governo nas primeiras e da iniciativa privada nas outras.

G – Credibilidade

Um bom indicador da eficiência do modelo é se suas avaliações têm credibilidade junto à comunidade financeira. Somente alguns modelos, dos diversos construídos, passam pela avaliação das instituições e do mercado e continuam sendo usados.

H – Suporte do modelo

Um sistema de *Credit Scoring* deve ser tratado como um sistema principal, sendo que sua instalação envolverá: a) integração com sistemas contábeis de empréstimos, b) planilhas eletrônicas de dados e c) softwares de relatórios, acarretando treinamento de pessoal, estabelecimento de procedimentos e projeção de sistemas.

Um bom sistema deveria ter a flexibilidade de adaptar-se às mudanças nos tipos de informações que captura. Uma implementação bem-sucedida necessita de uma força de apoio ou de suporte com uma variedade de estratégias, como: a) experiência em **análise de crédito e financeira** por parte de quem desenvolve o sistema; b) objetividade assegurada pela aplicação de princípios de **estatística**; c) utilização de métodos **atuariais** que transformem a informação de crédito em informações de precificação de risco e administração de *portfolios*; e d) experiência com **sistemas e programação** e seus problemas de instalação, que podem ser frustrantes.

I – Teste piloto

É o último teste para aceitação do modelo e deve ser realizado sobre o banco de dados da instituição dos últimos 5 a 10 anos. O teste piloto deve ser projetado para avaliar três aspectos-chave da mensuração do risco:

- Sensibilidade para mudanças reais, que são problemas de crédito conhecidos;
- Antecipação em reconhecer as mudanças;
- Estabilidade na ausência de mudanças reais.

Diferenças entre os resultados do modelo de *Credit Scoring* e os modelos internos de *Rating* não devem ser vistas negativamente, mas como uma forma de ajustar o modelo. Essa fase presume que a construção do modelo terminou e que registros razoáveis foram estabelecidos.

Esses são os nove testes propostos por Altman e Haldeman (1995:13-18).

Para uma implementação bem-sucedida, o sistema deve ser aceito e ter crédito junto aos dirigentes e analistas de crédito. Enquanto a ligação entre os elementos analíticos é crítica, não se deve subestimar o fator confortante de um sistema bem testado e transparente. (Altman & Haldeman, 1995:22).

3.3- “Ferramentas” usadas em modelos de Credit Scoring

Os modelos de *Credit Scoring* são desenvolvidos há muitos anos, sendo seus pioneiros o engenheiro Bill Fair e o matemático Earl Isaac, em 1950 (Peterson, 1998:44).

Modelos do tipo *Default Scoring* foram os que mais tiveram aplicações, como ferramenta de previsão de insolvência estudada academicamente. Como exemplo, tem-se o modelo desenvolvido por Altman (1968), o **Modelo “Z”**, que usa a técnica²⁹ de Análise Discriminante sobre índices financeiros de demonstrações contábeis das empresas.

Existe um vasto campo bibliográfico possível para pesquisa, mas não será objeto de avaliações, uma vez que os estudos brasileiros utilizaram a Análise Discriminante como ferramenta estatística. Outra ferramenta muito utilizada nos modelos de avaliação de crédito são as Redes Neurais Artificiais (RNA), principalmente para crédito de pessoas físicas.

²⁹ Outra técnica utilizada para desenvolvimento desses modelos foi a Análise Fatorial, utilizada por Douglas Moses e Shu S. Liao em artigo publicado no “*The Journal of Commercial Bank Lending*”, em março de 1987, intitulado “*On developing models for failure prediction*”, em que comparam a técnica de Análise Discriminante usada por Altman e suas características, sugerindo o uso da Análise Fatorial para o desenvolvimento de modelos de previsão de insolvência. Voltar-se-á a comentar sobre a Análise Fatorial em capítulo posterior.

3.4- Estudos sobre Previsão de Insolvência³⁰

Muitos estudos foram desenvolvidos para avaliar a capacidade de serem previstos problemas financeiros nas empresas, tendo como base os indicadores extraídos das demonstrações contábeis, tais problemas poderiam levá-las à situação de concordata ou de falência.

Silva (1997:276-281) faz uma descrição histórica dos principais estudos e modelos desenvolvidos no exterior sobre previsão de insolvência, dando uma extensão desse tema.

Apresenta-se um resumo desse histórico nas páginas seguintes.

³⁰ Serão discutidos nesse trabalho modelos de *Credit Scoring* baseados em dados contábeis ou *Default Scoring*.

Histórico das pesquisas desenvolvidas³¹

Fitz Patrick	Estudo desenvolvido em 1932. Realizou um levantamento aleatório de 19 empresas solventes e insolventes, entre 1920 e 1929, comparando os índices dos dois grupos. Utilizou-se do conceito de Índices-padrões , que, uma vez estabelecidos para o período, foram comparados aos índices encontrados em cada grupo. Os índices mais significativos foram: Patrimônio Líquido sobre Passivo e Lucro Líquido sobre Patrimônio Líquido.
Winakor & Smith	Estudo baseado em 183 empresas que faliram entre 1923 e 1931, utilizando-se da padronização das demonstrações contábeis e apuração de 21 índices. Calcularam-se as médias desses índices para 50% das empresas apuradas, para comparar com as mudanças sofridas individualmente em todo grupo . Quanto mais se aproximavam do ano de falência, mais os índices se deterioravam . O principal índice foi o de Capital de Giro sobre o Ativo Total.
Merwin	Desenvolveu seus estudos em pequenas sociedades anônimas manufactureiras (ativos abaixo de US\$ 250,000), observando apenas três índices e concluindo que o índice de Capital de Giro sobre o Ativo Total era o melhor indicador de insolvência. Usou duas abordagens: a) faixa de variação (máxima e mínima) para cada índice em todos os anos, baseada nas empresas sobreviventes; e b) uma “média calculada” , que refletia o sucesso das empresas sobreviventes. Conseguiu verificar esse comportamento seis anos antes da interrupção das atividades.
Tamari	É citado como o primeiro a usar um “conjunto ponderado” de índices com vista à previsão de insolvência. Utilizou seis índices, os quais receberam pesos ³² , cuja soma foi 100. Como cada empresa obtém um valor para seus índices, esses são multiplicados pelos pesos respectivos, levando a uma pontuação particular da empresa . O maior peso foi dado à Tendência do Lucro e Capital Social mais Reservas sobre o Passivo Total, considerados os melhores indicadores. O teste foi realizado em empresas um ano antes da falência, comparado-se aos índices de todas as empresas industriais americanas no período de 1956 e 1960. A conclusão a que se chegou é de que os índices eram indicadores , mas que as baixas notas não necessariamente indicariam falência .
Beaver	Em seu estudo, coletou dados sobre falência, não-pagamento de dividendos e inadimplência com debenturistas de 79 empresas, entre 1954 e 1964. Comparou estes com os dados de 79 empresas em situação financeira boa, do mesmo ramo e com o mesmo volume de ativo. Iniciou o estudo com 30 índices, terminando-o com apenas seis: Geração de Caixa sobre Dívida Total; Lucro Líquido sobre Ativo Total; Exigível Total sobre Ativo Total; Capital de Giro sobre Ativo Total; Liquidez Corrente; Capital Circulante Líquido menos Estoque sobre Desembolsos Operacionais Previstos. Segundo Silva (1997:278), <i>“Beaver usou um teste de classificação dicotômica, cuja técnica é a seguinte: [...] As empresas são aleatoriamente divididas em duas subamostras. Para um dado índice, os dados da primeira amostra são dispostos em ordem crescente. A disposição é examinada para se encontrar um índice limite (crítico), ideal, um ponto crítico que minimize a percentagem de predições incorretas. Se o índice de uma empresa está abaixo do índice limite (crítico), ela é classificada como não falida [...]”</i> . O ponto crítico ideal da primeira amostra serviu para prever a situação de falência da segunda amostra, e, igualmente, o ponto crítico ideal da segunda amostra foi usado para prever na primeira a situação de falência. Após este processo, tem-se a capacidade de predição dos índices. Com apenas os índices de Geração de Caixa sobre Dívida Total e Lucro Líquido sobre Ativo Total, considerados de maior capacidade preditiva, o erro de classificação da amostra foi de 13% para um ano antes da falência.

³¹ Baseado em SILVA, José Pereira da *Gestão e análise de risco de crédito*. São Paulo: Atlas, 1997, cap. 11, p.276-281. A referência bibliográfica de cada estudo aqui citado encontra-se no referencial do capítulo 11 da obra de Silva (1997).

³² Estudo semelhante, utilizando-se da técnica de atribuição de pesos e comparação com padrões do mercado, está desenvolvido em MATARAZZO, Dante C. *Análise financeira de balanços*. 4ªed, São Paulo: Atlas, 1997, capítulos 7 e 8.

Histórico das pesquisas desenvolvidas

Altman	<p>Altman, em 1968, utilizou-se de ferramentas estatísticas mais evoluídas, como a Análise Discriminante, para tentar superar as deficiências das análises baseadas em um único índice, como o estudo de Tamari. Este foi o primeiro estudo nessa área a utilizar-se dessa ferramenta para esses fins.</p> <p>O uso da Análise Discriminante serve para se estabelecer o peso relativo de cada índice sem a utilização de critérios arbitrários.</p>
Backer & Gosman	<p>Estes autores abordaram suas pesquisas sobre o nível de liquidez de empresas americanas, concluindo que, no período de 1947 a 1975, houve queda nestes. Os fatores responsáveis foram: a) insuficiência de fluxo de caixa para satisfazer o pagamento de dividendos e b) elevação do ganho por ação a partir do aumento do endividamento.</p> <p>Suas análises foram voltadas para debêntures, crédito comercial e empréstimos bancários, utilizando-se de entrevistas com bancos, agências de informações e companhias de seguro, que visavam à resposta às perguntas, como a importância dos índices financeiros em suas avaliações de crédito, quais os índices mais importantes, se havia um nível para os índices, quais as informações adicionais necessárias, e se o público deveria ser alertado sobre situações de insolvência e quem deveria alertá-lo.</p> <p>Os resultados das entrevistas atribuíram importância aos índices, em conjunto com a necessidade de informações adicionais (como, passivo contingente, composição e giro dos estoques, e custos de reposição). Não admitiram, entretanto, a existência de padrões (níveis) rígidos para os mesmos. Quanto às informações sobre alerta ao público dos riscos de falência, estas deveriam ser feitas através das demonstrações contábeis, segundo a maioria, enquanto alguns foram a favor de que o contador [!] ou a SEC³³ anunciassem essas deficiências de liquidez.</p> <p>Os parâmetros para insolvência foram os seguintes: a) debêntures – declínio de pontuação de avaliação; b) crédito comercial – declínio de avaliação de crédito; e c) empréstimos bancários – dificuldade na obtenção de novos empréstimos.</p> <p>A amostra das empresas insolventes, conforme os parâmetros, foi composta por 18 empresas com desvalorização das debêntures e outras 18 mantidas em boa avaliação, 19 empresas em declínio de crédito comercial e número igual de empresas com classificação boa, e oitenta e uma com diminuição de empréstimos pelos analistas dos bancos, sem empresas a se comparar.</p> <p>Usaram 33 índices, constantes das entrevistas e de literatura específica, divididos em quatro categorias: operacionais, alavancagem financeira, liquidez e fluxo de caixa. Utilizaram os recursos estatísticos do teste T³⁴, análise fatorial e Análise Discriminante.</p>
Letícia Topa	<p>Diferentemente de Altman, a autora trabalhou com o conceito de probabilidade subjetiva. Enquanto, através da Análise Discriminante, os pesos de cada fator podem ser atribuídos por processos objetivos, Topa considerava que esses pesos deveriam ser atribuídos pelos responsáveis da área de crédito, usando não somente frequências experimentais, mas também fatores sociológicos, não quantificáveis.</p> <p>Separou os fatores a analisar em dois grupos: 1) fatores determinantes: que por si só são capazes de definir a validade ou não do crédito (caráter, conceito de praça, experiência anterior e seguros); 2) fatores complementares: utilizados para determinar o risco do crédito (aceitável ou não), através de pesos atribuídos a estes.</p> <p>Caso algum fator determinante seja negativo, não se aprova o crédito; caso os fatores determinantes sejam positivos, passa-se a avaliação dos fatores complementares. Para seu modelo de probabilidade subjetiva, a autora utilizou o Teorema de Bayes, também conhecido como regra das probabilidades das causas.</p>

³³ *Security Exchange Commission*: órgão controlador e regulamentador do mercado de capitais nos Estados Unidos da América, semelhante à CVM no Brasil.

³⁴ Outra nomenclatura dada ao teste ou distribuição de Student.

Pode-se, então, sintetizar todas as contribuições desses estudos descritos num único quadro que permita uma rápida análise da evolução do tema em discussão.

Quadro sinótico – Contribuições

Fitz Patrick	<ul style="list-style-type: none"> • índices-padrões
Winakor & Smith	<ul style="list-style-type: none"> • mudanças sofridas individualmente em todo grupo; • deterioração dos índices.
Merwin	<ul style="list-style-type: none"> • faixa de variação; • “média calculada”.
Tamari	<ul style="list-style-type: none"> • “conjunto ponderado”; • pesos; • pontuação particular da empresa; • índices eram indicadores; • baixas notas não necessariamente indicariam falência.
Beaver	<ul style="list-style-type: none"> • <i>classificação dicotômica</i>; • ponto crítico ideal.
Altman	<ul style="list-style-type: none"> • análise discriminante; • sem a utilização de critérios arbitrários.
Backer & Gosman	<ul style="list-style-type: none"> • pesquisas sobre o nível de liquidez; • entrevistas ; • contador ou a SEC anunciariam deficiências de liquidez; • teste T.
Leticia Topa	<ul style="list-style-type: none"> • probabilidade subjetiva; • pesos deveriam ser atribuídos pelos responsáveis da área de crédito; • Teorema de Bayes.

Pode-se complementar essa lista, não exaustiva, com uma nova tendência de análise dos problemas de insolvência das empresas, postulada por John Moore, da London School of Economics. Segundo esse, as causas da falência das empresas não estão em suas estruturas financeiras somente, mas no mercado em que estão inseridas. Qualquer choque que venha a ocorrer nesse mercado afetará a empresa, que, mesmo possuindo determinada estrutura,

poderá vir a incorrer em dificuldades de liquidez e, conseqüentemente, em incapacidade de continuar suas atividades³⁵.

No Brasil, também foram desenvolvidos estudos sobre este tema, como salientado anteriormente. Estes serão objeto específico de uma análise mais detalhada em capítulo posterior.

³⁵ Para maiores detalhes vide Nobuhiro Kiyotaki & John Moore, "Credit Cycles", no *Journal of Political Economy*, 1997, volume 105, nº2, pág.211 a 248, e Philippe Aghion, Oliver Hart & John Moore, "The Economics of Bankruptcy Reform", *paper* apresentado na NBER Conference, em fevereiro de 1992.

3.5- Avaliação de sistemas de Credit Scoring

Algumas vantagens e desvantagens são apresentadas a seguir, quanto ao uso de sistemas de *Credit Scoring*, segundo Parkinson & Ochs (1998:26-27).

Vantagens

- **Consistência em aplicar revisões de créditos:** modelos bem elaborados, que utilizam a experiência e habilidade da empresa em vários níveis, servem para administrar objetiva e justamente os créditos de clientes e candidatos a estes, devido à condição de sua revisão.
- **Melhor organização da informação de crédito:** em conjunto com a consistência, a melhoria organizacional é fundamental para que a informação de crédito seja uma consequência natural do processo.
- **Uso mais eficiente de fontes de dados de terceiros:** assegura o uso de informações atualmente utilizadas e não somente arquivadas.
- **Eliminação de aproximações subjetivas em excesso:** devido a necessidades legais, a influência do subjetivismo é minimizada.
- **Melhor entendimento do processo:** a construção do modelo é uma experiência de aprendizado da política de crédito da empresa.
- **Melhoria da performance:** foca os esforços dos gerentes de crédito, significando mais eficiência e melhor uso do tempo.

Desvantagens

- **Custo de desenvolvimento:** desenvolver um sistema de *Credit Scoring* acarreta em custos não só em relação ao sistema em si, mas ao suporte necessário, como equipamentos, consultoria e outros.
- **Excesso de confiança nos modelos:** usuários inexperientes podem ver o modelo como “sem defeitos e preciso” e não criticar seus resultados.
- **Falta de qualidade ou dados oportunos:** se o modelo necessita de dados que não são comuns aos clientes ou não foram informados, isto pode causar problemas na sua utilização e gerar resultados diferentes dos esperados ou, até mesmo, a rejeição destes.
- **Entendimento errôneo do que os escores significam:** a falta de treinamento e aprendizagem de como usar os dados do modelo pode ocasionar problemas sérios para a instituição, devido ao uso inadequado do sistema.

Segundo Cauoette, Altman & Narayanan (1999:121), “os modelos de risco de crédito são importantes, atualmente, porque proporcionam ao tomador de decisões o insight ou conhecimento que não estaria, de outra maneira, prontamente disponível [...]”.

Esses modelos proporcionam uma vantagem competitiva em mercados em que há pressões para reduções de margens e de custos, fornecendo um nível útil de objetividade para instituições que operam em muitas regiões geográficas e com variedade de exposições, além de auxiliar na construção de carteiras otimizadas de empréstimos, oferecendo melhor retorno sobre o capital (Cauoette, Altman & Narayanan, 1999:121).

4- A Análise Discriminante

A Análise Discriminante é uma técnica estatística para se fazer inferência sobre uma determinada população de dados observados, dividida em grupos. É considerada no âmbito das técnicas de Análise Estatística Multivariada³⁶: um ramo na Estatística que se ocupa da investigação simultânea de duas ou mais variáveis e suas relações.

A Análise Discriminante, em essência, procura desenvolver uma regra matemática (função) que sirva como ferramenta de classificação de uma nova observação em algum dos grupos previamente estabelecidos. Para tanto, são verificados os valores assumidos pelas variáveis independentes.

Ragsdale (1995:379) define Análise Discriminante como *“uma técnica estatística que usa informações disponíveis de um conjunto de variáveis independentes para predizer o valor de uma variável dependente discreta ou categórica.”*

Já Sicsú (1975:1) entende a Análise Discriminante como *“um conjunto de processos estatísticos com a finalidade de locar um indivíduo E em uma de k populações distintas, previamente conhecidas, admitindo-se que E realmente pertença a uma dessas k populações.”*

³⁶ A Análise Estatística Multivariada também abrange as técnicas de Regressão Múltipla, Análise de Variância e Covariância Multivariada, *Conjoint Analysis*, *Canonical Correlation*, *Cluster Analysis* e outras mais.

Considerando-se que, neste trabalho, serão discutidos alguns modelos de previsão de insolvência de empresas que usam desta técnica, a união de ambas seria a melhor e mais clara definição de Análise Discriminante.

4.1- Breve Histórico

A aplicação da ferramenta analisada no tópico anterior pode ser feita em diversas áreas, sendo possível ilustrar sua evolução histórica, desde a década de 20, com os trabalhos do estatístico inglês Karl Pearson, que continham as primeiras idéias associadas àquela técnica.

Sicsú (1975:8) refere-se aos estudos de R. A. Fisher, em 1935, como a primeira solução para o problema de discriminação entre (duas) populações. Utilizou-se este de combinação linear para medir a distância entre as variáveis em seu estudo sobre espécies de plantas.

Vários estudos se seguiram, sendo que o mais relevante (para este trabalho) foi o realizado por Edwards I. Altman, em 1968³⁷. Com seu artigo "*Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*", o autor inaugurou uma série de estudos sobre a capacidade preditiva dos índices de demonstrações contábeis em diversos países.

³⁷ Estudos anteriores a respeito da capacidade de previsão dos índices de demonstrações contábeis, quanto à insolvência de empresas, foram desenvolvidos, mas não utilizaram a Análise Discriminante: Altman foi o primeiro a utilizá-la para esse fim.

No caso do Brasil, alguns autores desenvolveram esse tipo de estudo, cujos trabalhos serão objeto de análise.

4.2- Estrutura conceitual e representação matemática de uma equação discriminante

A Análise Discriminante é a ferramenta estatística utilizada, neste contexto, para classificar se uma nova empresa pertence ao grupo de empresas solventes ou insolventes, ou se um candidato solicitante de crédito está caracterizado no grupo dos bons ou maus pagadores³⁸.

Algumas premissas devem ser observadas para o uso desta ferramenta estatística:

- 1. Normalidade multivariada das variáveis independentes:** pode causar problemas de estimação da função discriminante sua não observação;
- 2. Igual matriz de variância e covariância para os grupos definidos pelas variáveis dependentes:** em caso de amostras pequenas e com matriz de covariância desigual o processo de classificação pode ser prejudicado;

³⁸ O uso da análise discriminante foi muito difundido em instituições financeiras e de crédito, através de *Sistemas de Credit Scoring*, como forma de se averiguar o potencial dos clientes quanto a honrar os pagamentos, ou seja, tentar classificar os clientes como bons ou maus pagadores.

3. **Ausência de multicolinearidade entre as variáveis independentes:** em caso de existência de alto correlacionamento entre as variáveis, o processo de Stepwise é afetado;
4. **Relações lineares entre todas as variáveis:** em caso de relações não-lineares, deve-se proceder a transformações destas em relações lineares;
5. **Ausência de valores extremos (*outliers*):** podem impactar na precisão do resultado da análise³⁹.

Hair, Anderson, Tathan & Black (1998:259) afirmam que os resultados da Análise Discriminante são afetados em caso de violação, principalmente, das duas primeiras premissas. Em caso de violação da primeira, a regressão logística é uma alternativa recomendada, enquanto para a segunda, o aumento do tamanho da amostra poderá minimizar os efeitos.

Procura-se, com a Análise Discriminante, verificar se determinada empresa é pertencente ao grupo das Solventes ou das Insolventes, conforme pontuação que recebe, através da ponderação de pesos dados a alguns “índices de balanços”, obtidos das demonstrações contábeis da empresa.

³⁹ Estas premissas são discutidas no tópico do capítulo em que se analisam os modelos desenvolvidos no Brasil, quanto ao aspecto estatístico, e, também, no capítulo do estudo simulado.

Em outras palavras:

*O valor (**escore discriminante**) da variável dependente categórica (**solvente ou insolvente**) é obtido através da utilização de uma equação linear (**função discriminante**), que considera os valores de cada variável independente (**índices de balanço**), ponderadamente, em função da capacidade (**coeficiente discriminante**) que cada uma destas tem em discriminar se um indivíduo (**empresa**) é ou não de um grupo.*

A equação linear, composta pelas variáveis que representam as características do indivíduo, ponderadas pelo nível de sua importância, pode ser assim representada:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{a} + \mathbf{b}_1 \mathbf{X}_1 + \mathbf{b}_2 \mathbf{X}_2 + \dots + \mathbf{b}_n \mathbf{X}_n$$

onde: **Z** é a variável dependente categórica, representada por uma pontuação ou escore discriminante;
a é o intercepto da função quando todo $X_i=0$;
b_n é o coeficiente discriminante ou a capacidade que cada variável independente tem em discriminar;
X_n são os valores das variáveis independentes.

Para a construção de uma função discriminante como esta, faz-se necessário efetuar, basicamente, quatro passos, de modo a se obter uma função que sirva de suporte à tomada de decisões, que tenha alguma ligação com a questão da continuidade, ou não, de uma empresa, ou com a decisão de concessão de crédito.

4.3- Procedimentos para elaboração de uma equação discriminante

1º Passo – Levantamento de amostras e segregação em grupos.

As amostras, aqui, referem-se aos dados passados de empresas (índices de balanços), as quais visam a criar um banco de dados de características de empresas solventes e insolventes. As amostras selecionadas para desenvolvimento da função discriminante devem ser subdivididas em dois grupos (solventes e insolventes, por exemplo), que fornecerão os dados para composição da equação discriminante.

Após o desenvolvimento da equação discriminante, essa deverá ser testada para verificar sua capacidade de predição, ou seja, qual o seu grau de acerto. Testá-la sobre a mesma base de dados original pode levar a conclusões erradas quando aplicada a outra amostra. O teste deverá ser realizado sobre outra amostra de dados, para se verificar a real capacidade de predição da função, sendo, sempre, salientada, na bibliografia pesquisada, a necessidade de se ter outra amostra de empresas (solventes e insolventes) para testes. Esse procedimento é requerido, também, para medir o grau de confiabilidade da função discriminante, pois, em caso de se utilizar a mesma amostra, fica reduzido o nível de confiança desta.

Esse pode parecer um passo fácil, mas não o é. Há dificuldades em se conseguirem demonstrações contábeis de empresas em processo de falência ou de concordata, principalmente demonstrações de períodos anteriores ao fato.

Salientou-se essa dificuldade ocorrida durante a pesquisa e, no capítulo em que se apresentam as simulações desenvolvidas, descreve-se a composição das amostras utilizadas para desenvolver e testar o modelo. No terceiro passo, há, ainda, uma discussão sobre o tamanho das amostras.

2º Passo – Definição dos coeficientes discriminantes para cada variável independente.

Este ponto é de suma importância no uso desta ferramenta: qual metodologia⁴⁰ a ser utilizada para se obter os coeficientes?

Em um modelo de previsão de insolvência, verifica-se a divisão das amostras em dois grupos (solventes e insolventes), sendo possível a utilização da técnica de Regressão Linear Múltipla, para obtenção dos coeficientes (pesos) de cada variável independente.

Mas quais são essas variáveis e como selecioná-las?

⁴⁰ Tratou-se aqui de metodologias encontradas e discutidas em estudos na área de Finanças sobre o uso de regressão em modelos de previsão de falência. Outras metodologias existem e podem ser encontradas em trabalhos na área de Estatística. Vide, como exemplo, a Dissertação de Mestrado de René Sanda, “*Análise discriminante com mistura de variáveis categóricas e contínuas*”, no Instituto de Matemática e Estatística, USP, 1990. São Paulo, na qual o autor apresenta diversas metodologias para cálculo de uma função discriminante com variáveis multivariadas, exemplificando-as com um modelo de *credit scoring*.

Em se tratando de modelos de previsão de insolvência, as variáveis independentes a serem utilizadas são, normalmente, índices financeiros obtidos das demonstrações contábeis das empresas. O número de índices pode ser muito grande, como poderá ser observado no capítulo que apresenta os modelos desenvolvidos no Brasil, e isto leva ao problema de seleção de variáveis que irão compor a equação discriminante.

Segundo Sicsú (1975:7), o “*importante, especialmente do ponto de vista de custo operacional, é selecionar dentre as p variáveis medidas o menor conjunto de q variáveis, tal que a discriminação baseada nessas q variáveis não só seja significativa, como também não possa ser ‘melhorada’ significativamente com a inclusão das $p - q$ variáveis restantes.*”

Deve-se entender, hoje, que, devido ao desenvolvimento dos equipamentos e programas computacionais, o *custo operacional* de uma equação de muitas variáveis não é tão significativo quanto era anteriormente, mas não deixa de ser importante o quesito de se ter um número suficiente de variáveis na equação⁴¹, de maneira que esta tenha uma boa capacidade de discriminar e que a torne possível de ser utilizada em um meio de fácil acesso (calculadora, por exemplo).

⁴¹ Isso é significativo nesta pesquisa porque não foi possível a elaboração, com as demonstrações obtidas, de um grande número de indicadores. Também, em função do enfoque aqui dado, a adoção dos indicadores já utilizados nos modelos foi suficiente para a análise pretendida.

Por exemplo, entre uma equação discriminante com dez variáveis independentes, com capacidade de acertos de 80%, e uma com cinco variáveis e um nível de acertos de 75%, opta-se pela segunda, pois a redução das variáveis pela metade não afetou significativamente o poder discriminante da equação, além de significar a redução da necessidade de informações das empresas.

Para se conseguir este número ideal de variáveis independentes na equação discriminante, adota-se um processo denominado **Stepwise** (passo a passo).

Sicsú (1975:7) descreve assim esse processo: *"dentre as p variáveis iremos selecionando sucessivamente (passo a passo) a melhor variável discriminadora, as duas melhores variáveis discriminadoras,...., até que nenhuma das novas variáveis a serem selecionadas introduza uma melhoria significativa na discriminação."* Para a realização deste trabalho de *stepwise*, nessa pesquisa, utilizou-se o SPSS®.

Dois pontos importantes nessa citação: **melhor variável discriminadora e melhoria significativa de discriminação.**

Quanto ao primeiro, a seleção das variáveis que serão testadas para a composição da equação pode ser realizada através do fator (razão) F de uma Análise de Variância.

A análise de variância é um teste de hipóteses usado para determinar se duas ou mais populações possuem médias iguais através da análise das médias amostrais. Para se aplicar o teste, três suposições básicas devem ser levantadas e consideradas: 1) as amostras devem ser aleatórias e independentes; 2) as

amostras devem ser extraídas de populações normais; e 3) as populações devem ter variâncias iguais.

A lógica do teste é determinar se a diferença “entre” as variâncias de cada amostra (S_b) e a variância “dentro” das médias (S_w) pode ser atribuída ao acaso ou não.

O teste de hipóteses (teste F) para a uma regressão múltipla (utilizada em modelos de previsão de falência) verifica se todos os regressores têm ou não relação com a variável dependente sob análise.

A lógica do teste é baseada na seguinte afirmativa:

Varição Total = variação explicada pelo primeiro regressor + variação adicional explicada pelos g últimos regressores + variação não explicada.

A estatística F consiste em:

$$F = \frac{\text{variação adicional explicada pelos } g \text{ últimos regressores}}{\text{variação não explicada}},$$

sendo os passos para o teste:

1. Calcular o aumento do R^2 por causa dos g regressores (denotado por ΔR^2);
2. Calcular o aumento médio por regressor ($\Delta R^2/g$);
3. Calcular a proporção da variação não explicada depois da adição dos g regressores ($1-\Delta R^2$);

4. Dividir por $n-k-1$ (grau de liberdade) da variação não explicada $[(1-\Delta R^2)/(n-k-1)]$; onde n é o número de observações, k é a quantidade de regressores considerada;
5. Verificar quão grande $(\Delta R^2/g)$ é em relação a $[(1-\Delta R^2)/(n-k-1)]$, formando o coeficiente F:
$$F = \frac{(\Delta R^2/g)}{(1-R^2)(n-k-1)}$$
6. Assumindo a hipótese nula (H_0 : os regressores não têm relação com a variável dependente), comparar o teste F com o F crítico da tabela⁴².

A razão F é comparada com a estatística teórica F (tabelada), a qual fornece o valor máximo que F pode assumir para que as médias sejam consideradas iguais. Isto é, F é a linha divisória entre a variação aleatória e a não aleatória. Se o F calculado for maior que o F teórico, então as médias são diferentes e rejeita-se a hipótese nula (H_0), demonstrando que a variável em teste tem capacidade de discriminar os indivíduos (empresas) entre os grupos.

Os programas de estatística possuem o recurso de informar uma razão F para o processo de *stepwise* (“ F to include”), que serve de comparação para as razões F calculadas para cada variável independente, durante o processo de regressão. Quando a razão F da variável é maior que o “ F to include”, aquela é inserida na equação⁴³.

⁴² Obs: 1) graus de liberdade do numerador = g ; graus de liberdade do denominador = $(n-k-1)$.

2) o processo de regressão em programas específicos gera automaticamente o fator F .

⁴³ O modelo misto final foi obtido utilizando-se um valor de F to include igual a 1, o que possibilitou a entrada de um número maior de variáveis. Vide Apêndice B para maiores informações.

Também é possível o uso de outro teste de hipótese, como o Teste de *Student*⁴⁴, que verifica qual a probabilidade de duas amostras pertencerem a populações diferentes, muito útil quando as amostras têm menos de trinta observações. Através do Teste de Student verifica-se qual a variável independente (índice de balanço) que tem maior capacidade de discriminação. A técnica utiliza a média (ou mediana) do índice do grupo das Solventes e do grupo das Insolventes. De posse das duas médias, calcula-se a probabilidade de aquelas pertencerem, ao mesmo tempo, a uma única população.

Em caso positivo, o índice tem baixa capacidade de discriminar; por outro lado, se a resposta for negativa, significa que ele só pode pertencer a uma ou a outra população.

O segundo ponto, melhoria significativa de discriminação, refere-se ao passo em que o processo de *stepwise* seleciona apenas aquela variável que melhora, em relação ao processamento anterior, o poder discriminante da equação.

⁴⁴ Este teste é tratado na Estatística como útil para estudos de distribuição de pequenas amostras, estudos estes denominados Teoria das Pequenas Amostras ou Teoria Exata da Amostragem, em que outra importante ferramenta utilizada é o Teste do Qui-Quadrado (χ^2). No estudo do professor Stephen C. Kanitz, esse teste foi utilizado com essa finalidade, pois seus grupos (solventes e insolventes) possuíam, cada um, 21 empresas.

Pode-se medir⁴⁵ isso através do coeficiente de determinação da regressão⁴⁶ (R^2). Quando uma das próximas variáveis a ser incluída não melhorar o poder de explicação da equação discriminante anterior, o processo é interrompido.

Já num modelo discriminante, onde se têm três ou mais subdivisões (variáveis dependentes), não é possível o uso da Regressão Múltipla, por se considerar **não existir uma relação linear** entre a variável dependente e as variáveis independentes. (Ragsdale, 1995:391)

Aquele modelo é chamado de Análise Discriminante Múltipla e Ragsdale (1995:393) se refere a outra técnica para cálculo desses coeficientes: **distância entre pontos**.

⁴⁵ Além de R^2 , podem ser usados os índices de Mahalanobis D^2 , Wilks' λ e Rao's V , conforme descrito em Kachigan (1991:230) e Sicsú (1975, Apêndice A).

⁴⁶ Também denominado coeficiente de explicação. O coeficiente R^2 assume valores entre 0 e 1. Quanto mais próximo de 1 estiver o coeficiente, melhor a reta estará explicando a relação entre as variáveis. O fato de R^2 ser diferente de zero indica que a reta possui melhor predição que o valor médio. O coeficiente de explicação (R^2) do quanto da variação total é explicada pela regressão múltipla é dado por:

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} = \frac{\text{variação de Y explicada por todos os regressores}}{\text{variação total de Y}}$$

Verifica-se ainda a existência do coeficiente de determinação ajustado \bar{R}^2 que expressa R^2 em função do aumento das variáveis independentes utilizadas. A fórmula é:

$$\bar{R}^2 = R^2 - \frac{k}{n - k - 1} (1 - R^2), \text{ onde } R^2 > \bar{R}^2.$$

Para tal, considera-se o cálculo dos pontos centróides (observações médias) das séries das variáveis independentes de cada grupo, que têm suas coordenadas dadas pelas médias dessas séries e as coordenadas de cada dado. Comparando-se as distâncias entre um dado e os pontos centróides de cada grupo, associa-se esse dado ao grupo do centróide que estiver menos distante.

Para o cálculo da distância, o autor utiliza a Distância de Mahalanobis, por considerar que a Distância Euclidiana⁴⁷ simples é deficiente, uma vez que, esta não considera a *variância* das variáveis independentes.

A proposição de Mahalanobis é representada por:

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_k \frac{(X_{ik} - \bar{X}_{jk})^2}{S_{jk}^2}}$$

sendo:

D_{ij} a distância da observação i ao ponto centróide do grupo j ;

X_{ik} o valor da observação i da k -ésima variável independente;

\bar{X}_{jk} o valor da média do grupo j da k -ésima variável independente; e

S_{jk}^2 a variância do grupo j da k -ésima variável independente.

Para exemplificação, considere-se uma quantidade de 24 observações, divididas por três grupos, aqui denominados Superior, Médio e Inferior. Cada observação é formada por duas variáveis independentes denominadas X_1 e de X_2 ⁴⁸.

⁴⁷ Distância Euclidiana é um recurso da geometria plana, obtida pela fórmula:
 $D = \sqrt{(A_1 - A_2)^2 + (B_1 - B_2)^2}$.

⁴⁸ Exemplo baseado em Ragsdale (2001:475-478) e Roza & Brandão (1999).

A média das variáveis e suas variâncias em cada grupo são as seguintes:

Grupos	Variável X ₁		Variável X ₂	
	Média	Variância	Média	Variância
Superior	2.863	219.967	2	0,500
Médio	4.150	928.905	4	0,895
Inferior	1.355	548.694	4	1,355

Tendo a primeira observação os valores de 3.450 e 3 para as variáveis X₁ e X₂, respectivamente, suas distâncias, em relação aos centróides de cada série seriam:

$$D_{1S} = \sqrt{\frac{(3450 - 2863)^2}{219967} + \frac{(3 - 2)^2}{0,500}} = 3,57$$

$$D_{1M} = \sqrt{\frac{(3450 - 4150)^2}{928905} + \frac{(3 - 4)^2}{0,895}} = 1,64$$

$$D_{1I} = \sqrt{\frac{(3450 - 1355)^2}{548694} + \frac{(3 - 4)^2}{1,355}} = 8,74$$

Conforme a regra, a observação 1 será classificada no grupo Médio, por ser a distância desta ao centróide deste grupo a menor.

3º Passo – Apuração dos escores discriminantes de cada empresa, da média destes escores em cada grupo, e do escore crítico ou ponto de corte (*cut-off point*).

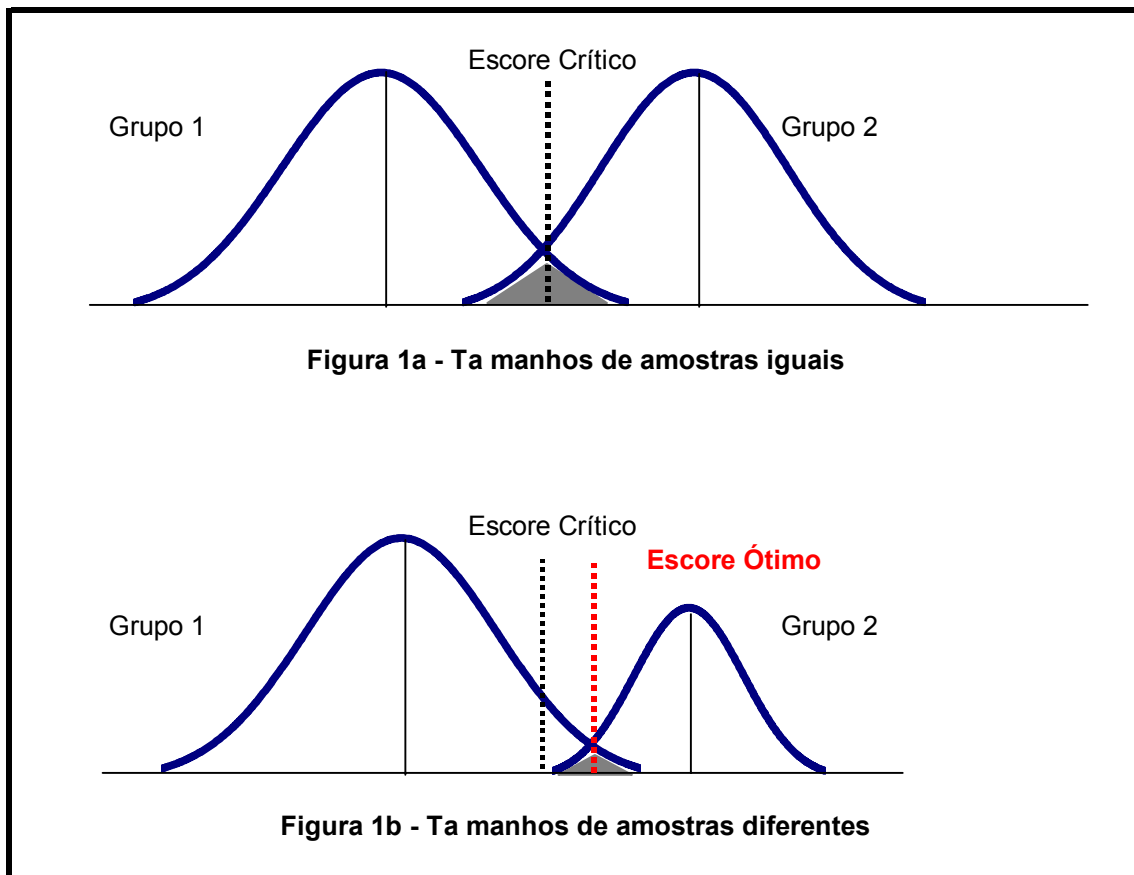
A equação discriminante, depois de formulada, é aplicada sobre os dados da amostra e verifica-se, para cada um dos indivíduos (empresas), qual o valor da variável dependente (ou escore discriminante).

Com todos os escores apurados, calcula-se a média de cada grupo que servirá de base para o cálculo do **ponto de corte** (*cut-off point*) ou escore crítico, o valor médio entre as médias de cada grupo, que servirá para discriminar se uma nova empresa pertence ao grupo das solventes ou das insolventes.

Três aspectos devem ser observados neste momento:

1. O tamanho das amostras;
2. o tamanho das populações e
3. a probabilidade de se classificar uma observação no outro grupo e vice-versa.

Observe as figuras na página seguinte:



A Figura 1a representa uma condição de igualdades, portanto, o ponto de corte ótimo é facilmente obtido pela média das médias dos grupos.

A figura 1b já apresenta o problema do tamanho das amostras, demonstrando que o ponto de corte ou escore crítico obtido através das médias não é o ponto ótimo de corte.

Necessária se faz uma ponderação, ou seja, uma atribuição de peso aos pontos centróides em função do número de elementos de cada amostra, como sugerem Hair, Anderson, Tathan & Black (1998:290), através da seguinte fórmula:

$$Z_{EC} = \frac{n_1 Z_2 + n_2 Z_1}{n_1 + n_2} ,$$

onde: Z_{EC} = escore crítico para n diferentes;

n_1 = número de observações do grupo 1;

n_2 = número de observações do grupo 2;

Z_1 = ponto centróide do grupo 1;

Z_2 = ponto centróide do grupo 2.

Quanto ao segundo ponto, o tamanho das populações, quando se tem na população um percentual maior de elementos de um grupo do que de outro, a probabilidade de se retirar amostras de um ou de outro são diferentes.

O terceiro aspecto diz respeito à área hachurada das figuras e representa a probabilidade de se classificar uma observação do grupo 1 no grupo 2 e vice-versa.

A seleção de clientes, por exemplo, através deste modelo traz o risco de incorrer-se em **erros Tipo I** ou **erros Tipo II**. Para Stevenson (1981:228) “*comete-se um erro Tipo I rejeitando-se H_0 quando H_0 é verdadeira. A probabilidade de um erro Tipo I é igual ao nível de significância de um teste de hipótese. Comete-se um erro Tipo II aceitando-se H_0 quando ela não é verdadeira*”. Sendo a média suposta e a verdadeira **iguais**, o erro Tipo II é igual a zero, ocorrendo apenas a probabilidade do erro Tipo I.

Nesse caso, a seleção de um cliente, para a concessão de crédito, que poderia ter problemas financeiros não capturados pela equação discriminante

gera um erro Tipo I. Perder-se um bom cliente em função, também, de uma incorreta avaliação conduz a um erro Tipo II. Esse erro é menos “prejudicial” ao credor, à primeira vista: perde-se o cliente, mas não o capital! Mas poderá o cliente reduzir suas operações com o banco, o que o leva a perder, no geral, bem mais, sendo, portanto, de difícil quantificação. Segundo Stevenson, citado, tende a ser zero.

Ragsdale (2000:467) e Elisabetsky (1976:81-84) apresentam a seguinte fórmula (com pequena diferença) para cálculo do Escore Crítico *Refinado* (EC_R):

$$EC_R = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{\sigma^2}{\mu_1 - \mu_2} xLN\left(\frac{C_1 p_1}{C_2 p_2}\right)$$

onde:

μ_1 e μ_2 = médias dos escores discriminantes dos grupos;

LN = logaritmo natural da expressão entre parênteses;

C₁ = é o custo de se classificar erroneamente no grupo 1 uma observação do grupo 2

C₂ = é o custo de se classificar erroneamente no grupo 2 uma observação do grupo 1

p₁ = probabilidade a priori de uma empresa ser ruim

p₂ = probabilidade a priori de uma empresa ser boa

σ^2 = variância comum às duas populações, dada por:

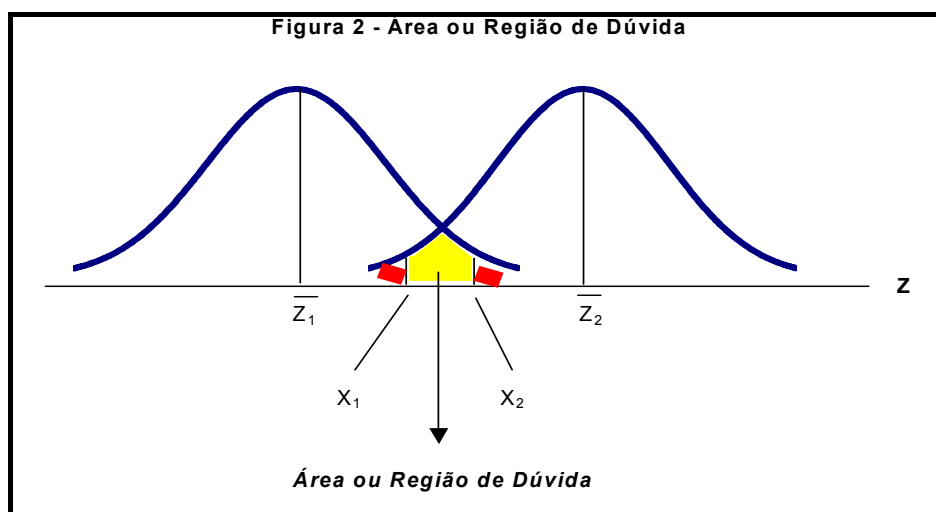
$$\sigma^2 = \frac{(n_1 - 1)\sigma_1^2 + (n_2 - 1)\sigma_2^2}{n_1 + n_2 - 2}, \text{ sendo } n_i \text{ o tamanho das amostras dos grupos}$$

1 e 2, e σ_1^2 e σ_2^2 a variância dos escores discriminantes dos grupos 1 e 2.

Outra abordagem utilizada é denominada zona ou área de dúvida – superposição - (**Overlap Área**).

Caso não se consiga medir os custos de classificações erradas (C_1 e C_2), bem como as probabilidades a priori, utiliza-se o estabelecimento de uma área, na qual se inserem as empresas que se encontrarem classificadas nesse intervalo, devendo, portanto, ser analisadas com maiores cuidados, por não ser possível sua correta classificação em nenhum grupo.

Essa área, ou região de dúvida (*overlap área*), fica na interseção das curvas de distribuição das amostras dos dois grupos, sendo possível definir seus limites, em valores, a partir do cálculo de um intervalo de confiança. Vide figura a seguir.



Os valores de X_1 e X_2 podem ser obtidos pelas seguintes fórmulas (adaptadas de Elisabetsky, 1976:87-88):

$$X_1 = \bar{z}_2 - \sqrt{1 + \frac{1}{n_2}} \times t_{\alpha;gL} \times \sigma \text{ e}$$

$$X_2 = \bar{z}_1 - \sqrt{1 + \frac{1}{n_1}} \times t_{\alpha;gL} \times \sigma$$

onde:

\bar{z}_1 e \bar{z}_2 = médias dos valores de z calculados para as observações de cada grupo;

n_1 e n_2 = número de observações em cada amostra dos grupos;

$t_{\alpha;gL}$ = estatística t para o nível de confiança desejado (α) e graus de liberdade (gL) dado por n_1+n_2-2 .

σ = desvio padrão obtido através da variância ponderada dos z's dos grupos

Em seu estudo, Altman, Baidya & Dias (1979:25) delimitam os valores dos limites da Área de Dúvida em função do escore discriminante das empresas classificadas erradas, a partir da adoção inicial de um escore crítico igual a zero⁴⁹. Neste estudo, o limite inferior desta área (X_1) foi igual a $-0,34$, que corresponde ao escore discriminante de empresa do grupo solvente classificada no grupo das insolventes, e o limite superior (X_2) foi de $+0,20$, correspondente ao escore de empresa ruim classificada como boa.

⁴⁹ Este procedimento também foi adotado por Elisabetsky em seu estudo, e parte do pressuposto que as probabilidades e custos de classificação são iguais. O estudo de Altman, Baidya & Dias, levou à adoção de um escore crítico igual a zero; no caso de Elisabetsky, este adotou um escore crítico igual a 0,5, em função de considerar as médias teóricas das variáveis dependentes (escores discriminantes) dos grupos das Solventes e Insolventes igual a 0,5 (Média = $(0 + 1) \div 2$).

4º Passo – Testar a função discriminante na amostra selecionada para verificação do grau de confiança ou acerto do modelo.

A utilização da Análise Discriminante deve ser feita em função do *custo x benefício* da informação proporcionada, pois, se for possível, por outro meio ou método mais simples, obter informação com alto grau de certeza, o uso da técnica só se justifica se superar o grau de certeza destes, ou o grau de predição.

Portanto, mais uma vez, saliente-se a necessidade de se possuir uma amostra composta por empresas solventes e insolventes (semelhante à utilizada para desenvolver a equação discriminante), para se realizar o teste de verificação da capacidade de predição do modelo.

4.4- Considerações ao capítulo

Os passos a serem seguidos para a construção de um modelo de previsão de falência, usando a técnica de Análise Discriminante, são claros e definidos.

Como salientado, o problema de se conseguirem demonstrações contábeis de empresas com problemas financeiros e, portanto, em concordata ou falência, é um empecilho, nesse tipo de pesquisa. No capítulo seguinte, ao abordarem-se os modelos desenvolvidos em estudos no Brasil, notar-se-á esse tipo de '*reclamação*' por parte dos autores.

Ainda sobre as demonstrações contábeis e seus dados, paira a questão da confiabilidade destes. Discussão sobre esse ponto ficará para o capítulo em que se avaliam os estudos brasileiros, apesar da premissa assumida nessa pesquisa de que isso não é relevante, pois não afeta os modelos.

O custo de uma classificação errada é também ponto de importância na avaliação desses modelos. Com isto, torna-se oportuna a exposição de Silva (1997:274):

Ao discutirmos esses métodos (métodos quantitativos para avaliação de risco de crédito), ***queremos destacar que os mesmos podem prestar grande contribuição ao processo de análise, mas não podem ser entendidos como uma receita milagrosa capaz de resolver todos os problemas de análise de risco em todas as circunstâncias.*** (grifo do autor)

O uso de ferramental estatístico em Ciências Sociais Aplicadas é feito de longa data: vejam-se os casos da Economia e de seus modelos econométricos. Aproveitando-nos desse exemplo, podemos, analogamente, usá-lo para a confirmação da afirmativa de Silva de que os modelos econométricos não são infalíveis: diversas foram as situações em que suas expectativas diferiram da realidade.

Quer se chamar atenção para a questão de que esses modelos trabalham com variáveis quantitativas relacionadas entre si, de forma direta ou indireta, e de que, ao não trabalharem com variáveis qualitativas, das quais não é possível se ter uma relação direta de causa e efeito ou até mesmo sua mensuração, esses modelos perdem muito em sua capacidade de estimar com confiança.

Mesmo conseguindo trabalhar com algumas variáveis qualitativas, muitas podem ficar de fora do campo de abrangência do modelo. Em Silva (1997:274), verifica-se a questão da concessão de crédito para pessoa física, em que “*as variáveis discretas tendem a se sobrepor às contínuas*”, causando dificuldades no uso de ferramentas estatísticas.

Saliente-se dificuldade, e não impossibilidade!

5- Estudos brasileiros

Neste capítulo, serão apresentados resumos dos estudos desenvolvidos no Brasil, por diversos pesquisadores, os quais apresentam contribuições para o entendimento da aplicação de métodos quantitativos à Contabilidade.

Escolheram-se os modelos desenvolvidos nos estudos de Kanitz, Elisabetsky, Altman et. al. e Silva. Outros estudos brasileiros desenvolvidos não serão apresentados devido às suas similaridades com os selecionados, mas estão descritos na bibliografia consultada, pois serviram de subsídios para as análises e críticas aqui desenvolvidas.

Em pesquisa bibliográfica realizada nas diversas bibliotecas de conceituadas universidades do país, obtiveram-se esses trabalhos, os quais não representam um volume significativo se comparados às pesquisas desenvolvidas no exterior⁵⁰, mas nem por isso perdem seu mérito como uma contribuição brasileira merecedora de apreciação.

Enfatize-se que o trabalho aqui realizado foi de gerar um resumo das obras desenvolvidas: portanto, as idéias e afirmações expostas são de cada um dos autores⁵¹. Quando pertinentes e possíveis, alguns comentários foram adicionados, sendo perceptível ao leitor à separação entre a opinião dos autores discutidos e a opinião do autor dessa pesquisa, através de sinalização de que essa pertence ao último.

⁵⁰ Só o volume de trabalhos publicados por Edward I. Altman já é superior ao volume de trabalhos brasileiros!

⁵¹ Essa observação deve-se ao fato de não se ter citada, em todos parágrafos transcritos resumidamente, a página da obra em discussão.

5.1- O “Termômetro de Kanitz”

Os estudos realizados pelo prof. Kanitz⁵², no início da década de 1970, culminaram no livro “*Como prever falências*”, publicado em 1978. Seu trabalho é resultado da compilação de seu artigo de 1974, “*Como prever falências de Empresas*”, e de sua tese de livre-docência, “*Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira*”, de 1976.

Seus trabalhos foram os primeiros de que se tem conhecimento no Brasil, a respeito da capacidade das demonstrações contábeis de “prever”, ou melhor, INDICAR problemas de falta de solvabilidade das empresas, através da utilização de modelos estatísticos.

O primeiro trabalho (o artigo de 1974) consistiu na elaboração de uma equação matemática com cinco índices de Análise de Balanços⁵³, elaborada a partir da técnica de regressão múltipla e análise discriminante.

Utilizou-se uma amostra com poucos índices de balanços, o que se considerou ser a principal falha do modelo, quando utilizado por bancos e empresas comerciais que não consideraram a situação real de sua carteira de clientes.

⁵² Stephen Charles Kanitz é professor aposentado do Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da USP.

⁵³ O mesmo que Análise de Demonstrações Contábeis.

No primeiro capítulo do livro⁵⁴, que é uma transcrição do artigo de 1974, afirma-se em um subtítulo que “*os primeiros sintomas de uma insolvência surgem muito antes que ela se concretize*” (Kanitz, 1978:2). O autor considera que a falência, como qualquer processo, possui início, meio e fim, sendo possível identificar sua gênese antes de sua ocorrência, bastando que se procurem nas demonstrações contábeis os indicadores corretos.

Essa foi a hipótese de seu trabalho, ou seja, a capacidade de se prever a situação financeira de uma empresa com um grau razoável de segurança, e, então, avaliar o risco de insolvência, através do que denomina *fator de insolvência*. Esclarece que “*o fator de insolvência é um indicador daquilo que pode acontecer em futuro próximo, caso a empresa não corrija os rumos que está seguindo.*” (Kanitz, 1978:3)

Considerou-se que a análise do índice de insolvência permite:

“1) descobrir empresas em estado de pré-insolvência (em que se pode questionar o grau de antecipação com que este fator é útil);

2) hierarquizar as empresas numa escala de solvência/insolvência, a fim de selecionar clientes prioritários (em caso de limitação de recursos para o crédito, um banco poderia priorizar o atendimento de clientes que possuam um fator mais elevado, o que é denominado *Scoring* de clientes);

⁵⁴ O livro tem um total de cinco capítulos, sendo os três primeiros os mais relevantes para esta dissertação, por tratarem das bases conceituais, hipotéticas e metodológicas que conduziram a pesquisa. O capítulo três apresenta, também, o processo de cálculo dos índices utilizados. O quarto capítulo mostra os resultados de cada índice na pesquisa. Por último, apresenta-se uma conclusão no capítulo quinto.

3) determinar previsões para a conta “devedores duvidosos”, segundo a probabilidade de insolvência de cada cliente” (lembrando-se que, à época, os critérios existentes eram diferentes dos de agora, para a constituição da provisão para devedores duvidosos (PPDD), mas (como os de agora) possuíam arbitrariedade. O uso de modelos probabilísticos seria uma resposta científica simples e importante para a correta avaliação do potencial de realização de Contas a Receber e de seu impacto (a PPDD) no Resultado do Período).

Nesses estudos, Kanitz (1978:3) constatou, denominando “*triste realidade*”, que as pequenas e médias empresas expõem-se mais ao risco de falência. No atual cenário econômico do país, verifica-se, principalmente após o último plano econômico, que aquela constatação perdura, e, em volumes maiores, alcançando grandes empresas. Fatores diversos, além da nova política econômica do país, somam-se para criar este quadro, como a própria globalização e a competitividade crescente.

Utilizando um exemplo real, chamado de **Empresa S.A. Veículos**, desenvolveu-se o fator de insolvência desta, composto dos seguintes indicadores econômico-financeiros :

- a) **CAPITAL DE GIRO PRÓPRIO** obtido pela diferença entre Ativo Circulante e Passivo Circulante;
- b) **GRAU DE ENDIVIDAMENTO**, encontrado na relação entre Capital de Terceiros (Passivo Circulante + Exigível a Longo Prazo) e Patrimônio Líquido;
- c) **RENTABILIDADE DO PATRIMÔNIO LÍQUIDO**, dada pela relação entre Lucro Líquido e Patrimônio Líquido;
- d) **IMOBILIZAÇÃO DE RECURSOS PRÓPRIOS**, representada em Ativo Fixo dividido pelo Patrimônio Líquido e
- e) **ATIVO CIRCULANTE SOBRE ATIVO FIXO**, demonstrando a representatividade do financiamento de vendas a prazo pela empresa.

A simples avaliação daqueles índices (ou de quaisquer outros) em um determinado período não é suficiente para basear a afirmativa de incapacidade financeira da empresa, pois, como se sabe, uma empresa em más condições pode recuperar-se, e outra, com *belas demonstrações* em um período, pode vir a falir no seguinte. Para Kanitz (1978:7), “*é indispensável verificar, depois que se constatarem índices desfavoráveis no balanço de uma empresa, se tais índices melhoraram ou pioraram em relação ao ano anterior*”. Claro está que a análise de demonstrações contábeis, seja qual for o objetivo, precisa ter um caráter dinâmico (a entidade em continuidade de suas operações), para se fazer inferência das condições da empresa-objeto da mesma.

Três pontos se destacam nesta parte do trabalho. O primeiro, quando o autor afirma que endividamentos realizados por empresas (em situação financeira difícil) só servem para retardar o previsto: a insolvência. De nada adianta recorrer a fontes de capitais de terceiros se não houver um planejamento para se aplicar esses recursos, de maneira a se ter um efeito positivo no resultado da empresa, o que se denomina Alavancagem Financeira. O retardamento dessa situação pode gerar conseqüências mais graves ainda à sociedade (sentido amplo), considerando-se a disponibilidade de mais recursos para uma entidade que não conseguirá fazer com que aqueles voltem à economia; pior ainda para aqueles que estão comprometidos, como fornecedores diretos de recursos, e que não têm muita alternativa, a não ser disponibilizar mais recursos na esperança de rever o investido, contando que a empresa consiga reverter sua situação (!).

O “embelezamento” de demonstrações, principalmente dos índices de liquidez⁵⁵, é o segundo ponto destacado, o que faz com que se descarte a sua utilização como determinante de boa ou má situação financeira (Kanitz, 1978:8), em uma análise pura e simples do indicador.

Por último, destaca o uso da Demonstração do Fluxo de Fundos (que teria como semelhante, atualmente, a Demonstração de Origens e Aplicações de Recursos), na análise da situação financeira de uma empresa. Pela sua característica, apresentação das fontes dos recursos e aplicações realizadas pela empresa, constitui-se numa importante ferramenta de análise financeira da empresa. Essa ferramenta é explorada pelo autor, ao verificar a Demonstração de Fluxos de Fundos da empresa-exemplo, que confirma as avaliações através dos índices tradicionais. A análise final das demonstrações da SA Veículos evidenciou o processo de insolvabilidade, o qual, segundo o autor, em 1973, levou-a a pedir a concordata.

Em outra comparação, destacam-se os índices médios calculados para dois grupos de empresas: um, composto por quinze empresas que faliram em menos de um ano após a publicação de suas demonstrações contábeis, e o outro, por quinze empresas que continuavam operando normalmente.

Nessa comparação, fica evidente que os tradicionais índices de liquidez (Liquidez Seca, Liquidez Corrente e Liquidez Geral) não são significativos para a avaliação da situação da empresa, pois as médias dos grupos são bastante próximas, mas, quando utilizados em conjunto com outros, podem “*confirmar uma*

⁵⁵ São considerados os mais relevantes na concessão de crédito pelos bancos, segundo o autor (pág.8)

tendência apontada por índices mais seguros”, que, neste estudo, foram o **Lucro líquido sobre patrimônio líquido** (que apresentou variação de 400% entre as médias dos grupos, a favor das empresas solventes) e o **Capital de terceiros sobre patrimônio líquido** (variação de 508%, desfavorável às empresas insolventes).

Neste último estudo, gera-se o seu indicador de solvência, ou, como é mais conhecido: “*Termômetro de Insolvência*”, em que foram utilizadas, como frisado, as técnicas de análise discriminante e regressão múltipla.

O fator proposto é indicado pela seguinte equação:

$$\mathbf{K = 0,05 x_1 + 1,65 x_2 + 3,55 x_3 - 1,06 x_4 - 0,33 x_5}$$

onde:

K = pontuação ou escore de pontos obtido

X₁ = índice de rentabilidade do patrimônio líquido

X₂ = índice de liquidez geral

X₃ = índice de liquidez seca (AC – ESTOQUES)

X₄ = índice de liquidez corrente⁵⁶

X₅ = índice de grau de endividamento

A avaliação do resultado encontrado ao se aplicar o fator de insolvência é feita através de uma escala de comparação, em que o valor zero é o limite inferior da área em que se consideram como solventes as empresas. De zero a menos três (-3), a empresa necessita maiores observações, considerando-se essa faixa

⁵⁶ Diante do exposto no parágrafo que se inicia à página 72, verifica-se uma aparente incoerência entre o dito pelo autor e o que foi apresentado em seu modelo. Apesar de criticar os índices de liquidez, seu modelo assumiu três desses, o que o coloca em contradição (aparente). O provável motivo desse fato é discutido no capítulo seguinte, em que se analisam os modelos brasileiros.

como de dúvida, pois a indicação do fator de insolvência não é suficiente para uma avaliação final. As empresas que apresentam escores menores que -3 são consideradas insolventes, por possuírem maiores probabilidades de virem a falir.

Essa ferramenta também é útil na decisão de crédito, não somente como indicador de solvência das empresas, como releva o autor (pág.14). Em situações em que os recursos para créditos estejam escassos, ajudaria na decisão da escolha a quem destinar recursos. Optar-se-ia por aquelas com o menor risco, ou, em termos do fator, com o maior escore positivo.

Também é possível a inclusão de mais índices na composição do fator, bem como de variáveis diferentes dos índices, como o parecer de auditoria, a idade de equipamentos e máquinas e outras mais, segundo Kanitz.

Conclui este primeiro capítulo indicando o benefício que o uso do fator de insolvência trouxe para os bancos que passaram a adotá-lo: *“o número de pedidos de empréstimo e de financiamento rejeitados caiu de 25% para 2% [...] porque ele [o fator de insolvência] permite um grau de segurança muito maior [...]”* e, em relação a empresas que faliam após a aprovação do crédito, mesmo aquelas que possuíam parecer de auditoria favorável, este número reduziu-se de *“1% para 0,4%”* (Kanitz, 1978:14)

No capítulo seguinte (2º), o professor Kanitz apresenta e discute os temas da pesquisa. Estes se tornaram as hipóteses que seriam, ou não, corroboradas pela pesquisa implementada.

A seguir, transcrever-se-á cada um deles, bem como a exposição do pensamento do autor (Kanitz, 1978:15–31), encerrando com as conclusões adquiridas na pesquisa realizada, apresentadas no último capítulo da obra.

“a) É possível prever a falência de uma empresa? Quais são os melhores indicadores de previsão?”

Quanto ao primeiro questionamento, a resposta necessita ser sim, como afirma o autor, pois, caso contrário, estar-se-ia colocando em dúvida o significado de se fazer análise de balanços. O problema é que essa análise não é tão pontual assim, gerando dúvida e temor para os analistas de crédito, quanto a dar um parecer favorável a uma empresa. Isto era (e ainda é) uma situação grave, pois, como relata, uma agência de informações cadastrais havia dado parecer negativo a todas as empresas que faliram em 1972, mas também o dera para um volume de 40% empresas que não faliram. Como salientado, prefere-se errar sendo conservador, para não se arriscar em perder um volume de capital na concessão de crédito.

Em função dessa “falha” na previsão da situação financeira, o autor apresenta quatro distorções: 1) o crédito é concedido em função das garantias oferecidas e não pela capacidade de pagamento do tomador; 2) isto por si gera um favorecimento às grandes empresas, multinacionais e estatais, em comparação às pequenas e médias empresas nacionais, por terem, aquelas, maior capacidade de oferecer garantias e avais das matrizes ou do Estado; 3)

essa incapacidade de avaliar a extensão do problema financeiro do cliente faz que o sistema financeiro não dê o apoio necessário a essas empresas e 4) a existência da necessidade de se dar como garantias bens pessoais de diretores fere o princípio da responsabilidade limitada.

Portanto, para Kanitz (1978:18), a questão será importante em função de se diminuir a dependência às garantias e de se aumentar o conhecimento dos credores, quanto aos seus clientes potenciais.

Quanto à quantidade de índices a se utilizar, frisa o autor a utilização de todos os índices que encontrou na literatura pertinente ao tema. Entre índices que não demonstravam nenhum significado teórico para a previsão de falência e índices novos, adaptados à realidade brasileira, apresenta o autor, em capítulos posteriores, a definição de cada um e o resultado de seus testes, quanto à capacidade de previsão.

A conclusão a que chegou é a de ser possível, com o emprego de alguns desses índices, obter um *“índice de risco de crédito”*. Tanto uma ponderação estatística quanto uma ponderação subjetiva, baseadas na experiência do analista, são viáveis, como afirma o autor em suas pesquisas (pág.165).

**b) “Os balanços das empresas brasileiras são fidedignos?
Especialmente os da empresa prestes a falir?”**

Quanto à segunda pergunta, o autor deparou-se com quatro críticas levantadas por especialistas: 1) as demonstrações das pequenas e médias

empresas são mal elaboradas; 2) a inexistência de uma consciência quanto aos princípios contábeis e surgimento de distorções, pela adoção da legislação fiscal, para fins de apuração de registros nas demonstrações contábeis (principalmente a apuração do lucro líquido); 3) a adulteração de registros, de forma deliberativa e premeditada, por parte da administração, principalmente nas demonstrações que precedem a falência de empresas e 4) o embelezamento dos balanços (técnicas de *window dressing*), com o objetivo de melhorar determinados índices que serão objeto de análises, como o de Liquidez Corrente.

Essas críticas, apuradas na obra em 1978, mantêm-se bem reais, em pleno século XXI, e, pior, os comentários de diretores e de analistas, que utilizariam, em último caso, as demonstrações, como apoio à decisão de concessão de créditos, também demonstram uma necessidade de evoluções maiores na capacidade de informar da Contabilidade.

Mesmo diante dessas fortes críticas, o autor testou as demonstrações das empresas, tais como foram geradas, buscando demonstrar que não havia efeito sobre a capacidade de previsão. Com isto, o autor concluiu, em sua pesquisa, que tanto faz as demonstrações serem, ou não, fidedignas (pág.171), pois a capacidade de previsão se faz presente através da utilização do conceito de posição relativa de índices, que será discutida.

c) “A posição relativa da empresa é um indicador importante de insolvência?”

Nessa proposição, o autor defende a tese de que a posição das empresas em relação às demais é mais importante do que o valor do índice em si. Definiu a posição relativa como a classificação da empresa em relação a outras empresas, utilizando o conceito de centil, ou seja, a cada índice avaliado, fez-se a classificação de empresas, verificando-se quantas estavam percentualmente abaixo ou acima de determinado ponto estipulado.

Essa tese tem relevância a partir da afirmação do autor de que, mesmo quando as empresas *falseiam* suas demonstrações, suas posições relativas não se alteram uma em relação à outra. Portanto, uma empresa que seja classificada como solvente, mesmo tendo *falseado* suas demonstrações, manterá essa posição em caso de ajustes, ocorrendo a mesma coisa com a empresa classificada como insolvente, quando se consideram essas posições em função de média de um grupo.

Esse conceito gerou o desdobramento dos índices, pois, além de se analisar cada um deles, analisou-se também sua variação de um período a outro, pois essa é uma medida de posição relativa.

Concluiu com seu trabalho que a posição relativa dos índices provou ser muito importante, sendo que, muitas vezes, a posição relativa do índice apresentou relevância superior à do próprio índice (pág.171).

d) “É possível elaborar alguns indicadores com base no demonstrativo de fluxo de fundos?”

A demonstração de fluxo de fundos foi explorada pelo autor, que a elaborou a partir das informações apresentadas em balanços e demonstração de resultados, uma vez que muitas empresas não a divulgavam. Mesmo com essa limitação, conseguiu-se sucesso na avaliação da demonstração, através do desenvolvimento de indicadores novos, pois, atesta Kanitz, essa demonstração é uma das mais importantes para se analisar a posição financeira de uma empresa. Os novos indicadores basearam-se em análises verticais, bem como em análises marginais dos índices freqüentemente apurados sobre o balanço patrimonial e a demonstração de resultado.

Essa hipótese foi atestada ao final da pesquisa, na qual se verificou a presença de seis índices baseados no fluxo de fundos como bons indicadores de falência.

e) “Os balanços projetados valem como indicadores de insolvência?”

Para essa hipótese, baseou-se o autor na suposição de que os balanços projetados revelariam a possível deterioração das empresas, caso a administração da empresa continuasse a fazer as mesmas coisas que no último ano, ou seja, “qual será a situação financeira da empresa no ano que vem se ela

sofrer as mesmas conseqüências da situação econômica do País, de clientes e da gerência?”.

Concluiu o autor que os índices baseados em balanços projetados revelavam a inviabilidade das empresas, realçando suas tendências (pág.172).

Na seqüência da obra, o capítulo terceiro traz a explicação da metodologia utilizada na pesquisa. Após análise de cerca de 5.000 demonstrações contábeis, para fim de apuração de índices médios da economia brasileira, utilizou-se, em sua pesquisa, uma amostra formada por 42 empresas: 21 empresas falidas, as quais tiveram os dois últimos balanços anteriores à falência analisados, e 21 empresas que não possuíam problemas financeiros, escolhidas sem critérios estatísticos, considerando-se apenas setor e capital aproximado com as do grupo das falidas.

A limitação ao tamanho da amostra se deu, segundo Kanitz, pelos seguintes motivos:

“A) um grande número de empresas que vão à falência são limitadas e não publicam seus balanços;

B) muitas Sociedades Anônimas que faliram publicaram balanços suficientemente sumários para que pudessem ser analisados e

C) excluimos as empresas de serviço, imobiliárias e de participações” (pág.33).

Quanto ao item C, precisa ser revisto por aqueles que queiram desenvolver um trabalho semelhante ao do professor Kanitz, em função da relevância que tem para a economia nacional. Por exemplo, o setor de serviços apresentou-se, em

1999, como responsável por uma receita líquida de R\$ 90,3 bilhões⁵⁷, o que lhe confere relevância, além de ser atualmente um dos setores que mais cresce, o que demonstra uma possível alteração na participação da economia, impactando na *empregabilidade*, nível de salários, treinamento e qualificação profissional⁵⁸.

Os dois grupos selecionados transformaram-se em duas amostras, denominadas Grupos das Falidas e Grupos das Não-Falidas, sendo aplicado sobre cada indicador gerado o teste de *Student*, “a fim de se verificar a *significância das diferenças de médias das duas amostras*”. (pág.34)

No restante do capítulo (pág.34 – 49), apresentam-se os principais conceitos e definições adotadas para a construção dos índices, a partir das demonstrações. Ao todo, são apresentados 56 índices de análise de balanços, os quais não serão descritos em função de não representarem importância ao contexto deste estudo.

Como salientado, o capítulo quarto constitui-se da apresentação dos resultados encontrados na análise de cada índice: a) índice, b) posição relativa, c) variação temporal do índice, d) índice baseado no fluxo de fundos, e) projeção para 1 ano e f) projeção para 2 anos. As avaliações para os 56 índices são apresentadas através de tabelas, semelhantes à Tabela 1, além de comentários sobre cada um dos resultados obtidos.

⁵⁷ Dado obtido em Revista Balanço Anual – Gazeta Mercantil, jul/2000, nº 24, pág. 62.

⁵⁸ Conforme artigo “O grande gerador de empregos”, de autoria dos professores L. Nelson G. de Carvalho e Arioaldo dos Santos, publicado em Revista Exame – Melhores e Maiores, jun/2000, pág. 234.

Tabela 1 – Resultados para o índice de Análise Vertical do Disponível

	Grupo Falidas	Grupo não falidas	Teste de “t”	Graus de Liberdade	Significância
1. Índice	4,6	3,8	1,1	29	Não sign.
2. Posição Relativa	53,893	41,981	0,091	42,	Não sign.
3. Variação do Índice	-0,329	-0,085	1,065	24,	Não sign.
4. Fluxo de Fundos	-0,4	3,8	-0,0	34,	Não sign.
5. Projeção 1 Ano	3,6	4,0	0,4	28,	Não sign.
6. Projeção 2 Anos	2,2	4,5	0,4	28,	Não sign.

Adaptado de tabela apresentada à página 53 da citada obra aqui tratada.

A análise dessa tabela é (parece ter sido) a seguinte: ao se obterem as medianas⁵⁹ de cada grupo, identificou-se visualmente a diferença entre os dois grupos. Para respaldar as análises, efetuou-se o teste “t” para diferenças de médias⁶⁰, o qual apresentou como resultado a estatística teste de 1,1, que aos níveis de significância⁶¹ utilizados de 0,1%, 1%, 2% e 5%, não pode ser

⁵⁹ A mediana divide um conjunto de números ao meio, significando que metade está abaixo de seu valor e a outra metade acima. Está relacionada diretamente com os conceitos de quartis, decis e centis, sendo que representa o Quartil 2. É uma medida de posição central que não é influenciada por valores extremos (*outliers*) como a média, gerando a informação mais desejada para este tipo de dado e de pesquisa, procurando identificar o posicionamento de valores que compõem uma amostra.

⁶⁰ O teste “t” para diferenças entre médias de duas amostras consiste em testar se as médias de duas populações são iguais ou diferentes, através das médias de duas amostras independentes. As hipóteses conjecturadas são: **H₀: $\mu_1 = \mu_2$ (hipótese nula)**, ou seja, as médias são iguais e pertencem à mesma população ou a populações com as mesmas características, ou **H₁: $\mu_1 \neq \mu_2$; H₁: $\mu_1 > \mu_2$; H₁: $\mu_1 < \mu_2$ (hipótese alternativa)**, que seria a negação da primeira hipótese. O teste é

realizado pela seguinte fórmula:
$$t_{\text{teste}} = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{S_1^2}{n_1} + \frac{S_2^2}{n_2}}}$$
; podendo-se utilizá-lo pela

aproximação da curva normal, quando $n_1 + n_2 > 30$ (nesse caso, as amostras totalizavam 42).

⁶¹ “O nível de significância de um teste é a probabilidade de uma hipótese nula ser rejeitada, quando verdadeira.” Stevenson (1981:225)

considerado significativo, pois está localizado dentro do que se denomina área de aceitação da hipótese nula⁶².

Em função disso, o índice, por si só, não mostrou ser um bom indicador de falência. Os demais itens (2 a 6) também passaram pelo mesmo teste, também não logrando êxito como bons indicadores. A avaliação final foi que esse indicador, como um todo, não é significativo para a avaliação de dificuldades financeiras de empresas.

Dos 56 índices avaliados, cada um subdividido em 6 aspectos de avaliação, perfazendo um total de aproximadamente 330 indicadores, “81 índices provaram ser significativos acima do nível de 5%”, como afirma o autor (pág.171).

Podemos notar que as demonstrações contábeis são uma fonte de informação para avaliar as empresas, fonte esta ainda relevante.

⁶² No teste deste índice, a estatística t padronizada em função do nível de significância e dos graus de liberdade apresentados é de 3,396 e 1,699, respectivamente para níveis de 0,1% e 5%, demonstrando que o valor de teste encontrado é bem menor que o valor tabelado em todos os níveis testados, o que leva o pesquisador a aceitar a hipótese nula de que as médias são iguais.

5.2- O modelo de Elisabetsky

Em 1976, Roberto Elisabetsky, então aluno do curso de Engenharia de Produção da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, apresentava seu trabalho de conclusão do curso sob o título “*Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial*”, no qual desenvolveu um indicador de falência, também baseado no uso da Análise Discriminante, para fins de utilização por um setor de crédito de um banco.

Ao iniciar seu trabalho, conceituando o crédito, mais especificamente o “*empréstimo material*”, expõe que “*a concessão de crédito se resume na expectativa, por parte do credor, de que o devedor restitua o bem cedido no prazo acertado e adicionado, eventualmente, de uma remuneração por ter usufruído daquele bem durante o prazo combinado*”, e que o problema é o “*grau de subjetividade que cerca as decisões sobre a concessão ou não de crédito*” (Elisabetsky, 1976:10). Devido ao fato de não ser possível saber-se a situação futura do cliente, em função de situações a ocorrer e seus impactos, a sua capacidade de cumprir com as obrigações assumidas perante um credor é de difícil avaliação.

A fim de se ter maior objetividade na decisão de conceder ou não crédito, busca-se o uso de informações do passado dos clientes. Para Elisabetsky, essas informações devem ser analisadas sob dois aspectos: revelar a “*relação cliente x mercado*” e o “*relacionamento devedor x credor*” (1976:11).

Pode-se observar que a multiplicidade de enfoques derivantes desses aspectos, como situação econômico-financeira, aspectos legais, riscos e rentabilidade, dificulta a avaliação e acentua o caráter de subjetividade na tomada de decisões de crédito.

No caso do Banco Comercial, isso se agrava, em função do volume de operações e de sua curta duração, impossibilitando uma análise detalhada de cada cliente, problema que, até os dias de hoje, afeta aquelas instituições. Para Elisabetsky (1976:13), alguns fatores principais são considerados na hora da decisão: conceito (qualificação) dos dirigentes e da empresa, reciprocidade oferecida pelo cliente (medida risco x rentabilidade), situação econômico-financeira da empresa (análise das demonstrações contábeis), garantias oferecidas, informações cadastrais (histórico de pagamentos), destinação dos fundos (fluxos de recursos), natureza do crédito (risco) e conveniência do Banco em termos de tesouraria.

Quando ocorre uma “*coincidência*” de fatores, a decisão a ser tomada pode ser facilitada, segundo o autor. Caso a avaliação dos fatores citados obtenha a conceituação ótima, as chances da aprovação da concessão do crédito são grandes. Porém, caso haja divergência ou contradição quanto à conclusão final, busca-se a opção da avaliação das demonstrações contábeis, de maneira a refletir mais **objetivamente** (grifo do autor) a situação operacional do cliente e sua capacidade de pagamento, o que é passível de questionamentos.

Para o autor, o julgamento humano não deve ser excluído do processo de tomada de decisão, mas o “*sistema de avaliação de crédito pode ser grandemente beneficiado pelo uso de modelos matemáticos que possibilitem uma*

melhor quantificação dos dados existentes (grifo do autor)” (Elisabetsky, 1976:15).

Esse não seria um critério absoluto, mas uma ferramenta auxiliar ao analista. Para o autor, a análise de crédito, como ocorre, apresenta três restrições: a) não aplicação de um critério absoluto; b) análise das informações feita em seqüência e não simultaneamente e c) o sistema tradicional é lento e oneroso. Essas restrições levaram-no à proposição da utilização de modelos matemáticos para a avaliação e classificação de clientes (empresas e pessoas físicas).

Na opinião do autor, vários objetivos podem ser alcançados pelo uso de modelos matemáticos, como: acompanhamento dos créditos concedidos para melhoria da qualidade da decisão, redução de tempo e custos de avaliação, controle das carteiras de crédito, melhor aproveitamento do tempo e experiência dos analistas, flexibilização da estrutura perante mudanças na economia, potencialização de bons clientes e formalização (padronização) do processo de avaliação e concessão de crédito (Elisabetsky, 1976:16).

No Capítulo II, o autor descreve a análise de balanços, ferramental utilizado pelo Banco Comercial na avaliação de clientes. Chama-a de “*análise tradicional*”, em comparação a sua proposta de utilização de recursos matemáticos (estatísticos), que seria “*um método sofisticado de análise [...]*” (Elisabetsky, 1976:75).

No primeiro item do capítulo, discorre sobre os indicadores financeiros extraídos das demonstrações, segregando-os em quatro categorias distintas:

liquidez, estrutura, rentabilidade e atividade, cada qual caracterizando um desses aspectos. Ressalta que “*um dos grandes problemas encontrados ao se analisar a empresa através de índices é a contradição dos resultados obtidos pelo uso dos diversos tipos de índices*” (Elisabetsky, 1976:21).

Essa contradição pode indicar, segundo Elisabetsky (1976:22), uma fase pela qual está passando a empresa, ou inviabilizar conclusões objetivas, levando a análise ao rumo da subjetividade.

Finaliza esse item apresentando modelos de planilhas de padronização, aos quais denomina “*planilhas de reclassificação*”, e a sua utilização em comparações com indicadores padrões do ramo de atividade de cada empresa analisada.

No segundo item, trata da análise da Demonstração do Fluxo de Fundos, utilizada pelo Banco Comercial com a intenção de obter respostas sobre a alocação do lucro gerado pelas operações, da destinação dos recursos provenientes de empréstimos e do que alterou a posição de liquidez da empresa (Elisabetsky, 1976:29). Procura-se, com essa análise, avaliar o Capital Circulante Líquido da empresa e suas modificações, causadas pelos recursos recebidos e aplicados, de característica de longo prazo.

Também na obra do prof. Kanitz, o autor releva a importância do uso da informação da Demonstração do Fluxo de Fundos (comparável atualmente à DOAR) para avaliação da situação financeira da empresa.

O último item deste capítulo trata da análise de Giro versus Margem, que é a decomposição dos elementos que entram no cálculo da chamada “Taxa de Retorno” (Elisabetsky, 1976:34).

O autor trabalha com o conceito de Taxa de Retorno igual a Lucro Líquido, dividido pelo Ativo Total (ROA), mas ressaltando a existência do conceito de Retorno sobre Investimentos (ROI⁶³), que é obtido pela divisão do Lucro Operacional pelo Ativo Operacional da empresa.

Portanto, a Taxa de Retorno pode ser esquematizada da seguinte maneira:

$\frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Ativo Total}} = \frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo Total}} \times \frac{\text{Lucro Líquido}}{\text{Vendas}}$
--

Desse esquema básico é possível desmembrar e reconhecer a composição do Ativo e do Lucro da empresa em análise.

⁶³ ROI = *Return on Investments*: modelo de avaliação; desenvolvido pela empresa norte-americana Du Pont Powder Company, no início do século XX; o qual servia de subsídio para a sua gestão. Basicamente, consiste em fazer a decomposição do resultado operacional da empresa, oriundo de sua capacidade de “girar” seus investimentos (Vendas sobre Ativo ou Investimento Operacional) e de sua margem operacional sobre as vendas realizadas (Lucro Operacional sobre Vendas). Essa decomposição propiciava uma visão dos aspectos operacionais e financeiros de toda a atividade da empresa e de seus departamentos, tendo-se a administração geral como responsável pela alocação de capitais e os demais departamentos (fabricação, vendas e compras) a liberdade em reduzir seus custos (produtividade). Geravam-se com esse modelo centenas de quadros de acompanhamentos, os quais eram dispostos em uma sala na administração geral (KAPLAN, Robert S. & JOHNSON, H.Thomas. *Contabilidade Gerencial: a restauração da relevância da contabilidade nas empresas*. Rio de Janeiro: Campus, 1993. cap. 4, p.53-79). Esse modelo pode ser ampliado, chegando-se aos estudos da Alavancagem Financeira (*financial leverage*) e do Valor Econômico Agregado (EVA[®]).

Nos capítulos III e IV, o autor discute as características dos modelos matemáticos para fins de concessão de créditos e a ferramenta estatística da Análise Discriminante⁶⁴.

Elisabetsky (1976:38) expõe que “[...] *é impossível distinguir, à primeira vista, os empréstimos que se desenrolarão de modo normal daqueles cuja cobrança será dificultada.*”. O autor propõe, então, a utilização de **procedimentos** (grifo do autor) que identifiquem e excluam o maior número possível de riscos indesejáveis, ressaltando os “*bons riscos*”.

Aqueles procedimentos, empíricos por natureza, não têm a intenção de precisar se um empréstimo será saldado ao final ou não, mas caracterizar e quantificar, da melhor maneira, “[...] *os riscos que se desenvolveram de maneira aceitável daqueles que não o fizeram.*” (Elisabetsky, 1976:38)

Resume o autor o esquema geral para desenvolvimento de modelos analíticos de crédito, em quatro passos, sendo alguns executados simultaneamente:

- 1º) *“Identificar as características que melhor discriminam entre os bons e maus riscos;*
- 2º) *atribuir um peso adequado a cada uma das características definidas no passo 1;*
- 3º) *calcular, para cada cliente, a soma dos produtos peso x característica, obtendo um total que chamaremos “Z calculado”. Este total é uma medida da qualidade potencial do cliente;*

⁶⁴ Os fundamentos teóricos e avaliações do autor sobre Análise Discriminante estão incluídos e discutidos no capítulo específico.

4º) *comparar o Z calculado com dois (ou um como veremos mais tarde) pontos críticos, classificando a operação quanto à sua qualidade*” (Elisabetsky, 1976:39).

O último passo consiste na decisão em si, a qual dependerá da maneira como é adotado o modelo pelo Banco Comercial, que pode ser: a) “[...] *utilizar o resultado como simples informação adicional [...]*”, b) “*o resultado [...] poderá ser decisivo na avaliação do crédito*”, c) “[...] *levado em consideração na determinação da alçada de decisão da operação*”, sendo esta a proposta do autor no trabalho (Elisabetsky, 1976:41).

A importância das características ou variáveis que irão compor o modelo (equação discriminante) está em discriminar as boas e más operações. O número de variáveis depende da precisão desejada, do tipo de discriminação estudada e das interdependências entre as variáveis (Elisabetsky, 1976:42).

Quanto à atribuição de pesos às variáveis relevantes, Elisabetsky (1976:43) afirma que dependerão de:

- a) Poder discriminante de cada variável;
- b) das interdependências entre as variáveis;
- c) do valor absoluto da variável e
- d) do sinal da variável, que se modifica nas que apresentam grande valor absoluto nos maus créditos e pequeno valor nos bons créditos.

Para a seleção de variáveis e atribuição de pesos, são utilizadas as técnicas de Análise Discriminante e a Regressão Multilinear, que “*levam em conta todas as variáveis disponíveis e consideram o efeito combinado que as*

características relevantes apresentam com relação à qualidade do crédito” (Elisabetsky, 1976:44).

A estrutura conceitual do modelo desenvolvido pelo autor, apresentada no capítulo V, considerou dois enfoques para seu desenvolvimento: a “atratividade para o banco e segurança oferecida” (Elisabetsky, 1976:69).

O autor escolheu enfatizar no modelo o aspecto segurança da decisão, em virtude de o outro aspecto incorrer em análises de difícil avaliação: formas de reciprocidade oferecidas pelos clientes, dinâmica da tesouraria do Banco e várias fontes de recursos utilizadas.

O aspecto segurança apresenta-se sob dois enfoques: a situação econômico-financeira e as garantias oferecidas. Quanto às garantias, podem-se incluí-las no modelo, alterando-se a fixação dos pontos críticos, sem entrar na equação discriminante. Isto decorre do fato de que as garantias só são utilizadas quando do insucesso de uma operação, não sendo “*lógico incluirmos a qualidade das garantias como variável*”(Elisabetsky, 1976:70). O modelo utiliza, portanto, como variáveis, indicadores financeiros, extraídos das demonstrações contábeis, com a finalidade de situar o cliente quanto à sua situação econômico-financeira (de forma mais objetiva).

Mesmo descrevendo certas desvantagens (principalmente a confiabilidade!) em usar os índices gerados a partir das demonstrações contábeis, Elisabetsky (1976:73-74) foi favorável à utilização daqueles como variáveis, pois:

1º) “São os valores que melhor se prestam para servir de variáveis, uma vez que seu cálculo é objetivo e pré-determinado”, além de comparáveis entre as empresas”;

- 2º) “as distorções decorrentes de falhas na legislação tributária não introduzirão erro considerável na função discriminante, pois esses defeitos atingem da mesma forma e no mesmo sentido todas as empresas do universo considerado”;
- 3º) “erros decorrentes de fraudes nos demonstrativos serão eliminados [...]”, pois o índice melhorado deixará de ser discriminante de empresas boas e ruins;
- 4º) “dados omitidos poderão sempre ser solicitados ao cliente.”

O autor apresenta, ainda, o que denomina “dois grandes defeitos às variáveis do modelo” (Elisabetsky, 1976:74): 1) os dados não são padronizados e 2) a validade da equação para dados de um ano específico. Quanto a este, o autor apresenta, na conclusão da obra (Elisabetsky, 1976:184), uma “solução a ser testada”, a fim de minimizar o problema: a utilização de deflatores para adaptação da equação do ano 1 ao ano 2. O autor considerou “inconveniente” a utilização da equação gerada no ano 1 para avaliar os dados do ano 2, uma vez que é desejável o uso de informações tão mais recentes quanto possível⁶⁵.

Nos dois itens seguintes do capítulo, o autor definiu o critério para considerar empresas “más” e o estabelecimento dos pontos críticos.

O critério estabelecido para inclusão de empresas no grupo das ruins foi simplesmente o do atraso nos pagamentos, independente de ser concordatária, falida, de classificações prévias do banco ou de ter saldado compromissos atrasados. Acabou-se tendo no grupo de empresas “más” aquelas que possuíam em seus cadastros protestos, hábitos irregulares de pagamento, empresas falidas ou concordatárias, sendo as demais consideradas como “boas”.

⁶⁵ O autor expõe, à página 184 de seu trabalho, o fato de se conseguirem as demonstrações contábeis das empresas do ano 1 somente em meados do ano 2, o que levaria à utilização da equação do ano 0 durante o ano 1, para avaliações de empresas.

Quanto ao estabelecimento dos pontos críticos, optou Elisabetsky por trabalhar com o “*enfoque das zonas*” (1976:85), como fez o prof. Kanitz. Delimitou três áreas, denominadas faixas: uma à esquerda do ponto X_1 , onde se situarão as empresas “*más*”, uma à direita do ponto X_2 , onde situar-se-ão as empresas “*boas*”, e uma faixa entre estes dois pontos, denominada Região de Dúvida.

Quando da realização dos testes do modelo, utilizou-se apenas um ponto crítico, igual a $0,5^{66}$, para estabelecimento das variáveis que comporiam a equação discriminante. Após isso, calcularam-se os valores de X_1 e X_2 , delimitando a região de dúvida. X_1 obteve o valor 0,3288 e X_2 o valor de 0,6711. Verificou-se, ao final dos testes, que nenhuma empresa “*boa*” foi classificada como “*ruim*”, ou vice-versa.

O teste do modelo foi apresentado no capítulo VI, subdividido em quatro secções, descritas a seguir.

⁶⁶ Este valor foi apresentado, na análise feita pelo autor da adoção do Enfoque dos Custos, para obtenção dos pontos críticos. Esses “Custos” são referentes à classificação errônea de clientes bons como ruins, e vice-versa. O custo de classificar uma empresa ruim como boa (C_0) poderia ser avaliado, aproximadamente, pelo valor da operação, multiplicado por um coeficiente de perda, que variaria em função das garantias concedidas. Já o custo de classificar uma empresa boa como ruim (C_1) é difícil de ser quantificado, pois diz respeito à negação do crédito ao cliente. Por este motivo, o autor não optou pelo enfoque dos custos, mas utilizou o valor do ponto crítico, obtido na demonstração desse enfoque (Elisabetsky, 1976:78-84).

“VI – 1 – Escolha do Setor Analisado”

O autor escolheu empresas do mesmo ramo de atividade, em função das diferenças existentes nas estruturas financeira e patrimonial de empresas de ramos diversos. A escolha do setor teve como critério aquele que pudesse fornecer o maior número possível de empresas perfiladas como “*más*”. Depreendeu-se disto o receio na confiabilidade das informações prestadas nas demonstrações contábeis.

A amostra utilizada pelo autor foi a da “*indústria de confecções de artigos para vestuário, excluindo-se indústrias de meias, couros, calçados, etc.*” (Elisabetsky, 1976:93).

Selecionaram-se demonstrações contábeis de 473 empresas, no período de 1972 a 1975, sendo “*raras as empresas das quais se obteve demonstrativos de mais de dois anos consecutivos; [...]*” (Elisabetsky, 1976:93).

Por necessidade de se constituírem duas amostras, uma para desenvolver a equação discriminante e a outra para testá-la, usaram-se as informações do ano de 1974. As empresas das amostras apresentavam Patrimônio Líquido entre Cr\$105.000,00 e Cr\$14.061.000,00 (US\$ 14.131,90 e US\$ 1.892.462,99, respectivamente, ao câmbio de Cr\$7,43/US\$1,00).

“VI – 2 – Variáveis incluídas”

Os índices das demonstrações contábeis foram retirados de informações conseguidas em fontes do próprio banco e da análise enviada pela SERASA.

Diversos índices foram utilizados pelo autor, que, em primeiro passo, procurou *“identificar aqueles que apresentavam entre si alta correlação”* (Elisabetsky, 1976:100).

Ao observar a matriz de correlação dessas variáveis, o autor foi, sucessivamente, excluindo aquelas que afetariam o processo de regressão. Chegou-se a um número de 38 variáveis, com as quais realizou-se a regressão multilinear.

“VI – 3 – Testes”

A seqüência do processo compreendeu a inclusão de variáveis, de maneira a melhorar a capacidade discriminante da regressão.

O processo utilizado foi o *“Stepwise”*, no qual as variáveis podem ser mantidas, ou não, em função da melhoria da capacidade preditiva, provocada pela entrada de uma nova variável na equação de regressão. Esse processo é interrompido quando nenhuma das variáveis a ser incluída apresenta melhoria significativa na discriminação, ou quando todas já tiverem sido incluídas (Elisabetsky, 1976:110-111).

“VI – 3 – a – Tamanho das Amostras”

Os primeiros testes de regressão realizaram-se em 28 empresas “más” e 82 empresas “boas”, totalizando as 110 empresas selecionadas. A quase totalidade das empresas foi classificada como “boa”, como salienta Elisabetsky (1976:112-115). Isto ocorreu devido ao fato de a regressão procurar minimizar a soma dos quadrados dos desvios de cada elemento, em relação à reta estimada e, “sendo a população “1” muito maior que a população “0”, é de se esperar que a reta de regressão, que normalmente seria r_1 [...], proporcionando o ponto de separação x_1 , sofra um deslocamento, passando a ser r_2 , que nos dá o ponto de separação x_2 .” Em virtude desse problema, as amostras seguintes foram de tamanhos semelhantes.

“VI – 3 – b - Variáveis Inadequadas”

Com a equiparação do tamanho das amostras, os resultados das regressões melhoraram sensivelmente, segundo o autor, mas, quando aplicados à amostra paralela (de teste), os resultados refletiam a baixa capacidade discriminante da equação.

Isso foi causado pelo efeito conjugado de variáveis (índices) que, sozinhas, apresentavam alta capacidade discriminante (quando avaliadas para um grupo de empresas), causando o efeito de, ao serem incluídas na equação, ajustarem os

coeficientes das demais variáveis, mais a alta dispersão apresentada. Estas duas causas provocaram, segundo o autor (1976:129), “o alto erro verificado nos testes com as amostras paralelas”.

Numa tentativa de reduzir esse erro, o autor utilizou transformações logarítmicas, que não afetavam a implantação do modelo, mas eliminavam variáveis que envolviam o Capital de Giro e o Lucro Líquido (quando assumiam valores negativos).

“Em virtude dos fracos resultados encontrados com esta tentativa de transformação, passou-se a eliminar variáveis, em busca de um resultado considerado aceitável tanto na amostra da regressão como na amostra paralela” (Elisabetsky, 1976:134)⁶⁷.

“VI – 4 – Resultado Final”

A equação final, que mostrou ser a de melhor poder discriminante ($r^2=0,7444$), possui 28 variáveis. Assim, como exposto, após o ajuste e o estabelecimento dos limites da região de dúvida, nenhuma empresa foi, com essa equação, classificada incorretamente.

⁶⁷ O autor não explica como foi esse processo de eliminação de variáveis. Nas planilhas dos processamentos efetuados para obtenção da equação final, verifica-se o processo de inclusão das variáveis passo-a-passo (*stepwise*), conforme se aumentava a capacidade discriminante da equação.

Em virtude de ser uma equação de muitas variáveis, escolheu-se apresentá-la no Anexo de número 1, para que não fosse quebrada a seqüência do trabalho.

Tentou, ainda, o autor, a redução do número de variáveis de sua equação, em função da dificuldade da manipulação de 28 variáveis, o que exigiria recursos computacionais. Porém, segundo Elisabetsky (1976:174), "*a precisão do modelo cai sensivelmente com essa redução*", o que pode ser verificado nas tabelas apresentadas ao final do capítulo e adaptadas a seguir.

5 primeiras variáveis $r^2 = 0,2746$

Amostra Regressão	Número	Acerto em Número	Acerto em Porcentagem
Empresas Más	27	20	74,07%
Empresas Boas	27	17	62,96%

10 primeiras variáveis $r^2 = 0,4948$

Amostra Regressão	Número	Acerto em Número	Acerto em Porcentagem
Empresas Más	27	21	77,87%
Empresas Boas	27	23	85,19%

15 primeiras variáveis $r^2 = 0,5868$

Amostra Regressão	Número	Acerto em Número	Acerto em Porcentagem
Empresas Más	27	22	81,48%
Empresas Boas	27	24	88,89%

Adaptados de gráficos e tabelas apresentados às páginas 174 e 178 da obra aqui tratada.

Ao finalizar seu estudo, Elisabetsky apresenta sua proposta de utilização do fator de insolvência como forma de delimitar os níveis de alçada dos participantes do processo de crédito, ampliando esses níveis quando os clientes tivessem score Z bons, agilizando a tomada de decisão e inserindo uma nova variável da determinação das alçadas: “a qualidade, em termos de situação econômico-financeira apresentada pelo cliente.”(Elisabetsky, 1976:182).

5.3- O modelo de Altman

Apresenta-se, nesta parte, o trabalho desenvolvido pelo professor Edward I. Altman⁶⁸, em parceria com professores⁶⁹ da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, em 1979, e publicado na Revista de Administração de Empresas da Fundação Getúlio Vargas – Rio de Janeiro, edição de janeiro/março.

O artigo, intitulado “*Previsão de problemas financeiros em empresas*”, apresenta um modelo de previsão de insolvência baseado no modelo desenvolvido pelo autor em 1968 e modificado em virtude das condições brasileiras.

O trabalho teve como propósito examinar a experiência das falências no Brasil da época e “*desenvolver, testar e analisar um modelo quantitativo para classificar e prever problemas financeiros nas empresas*” (Altman, Baidya & Dias, 1979:17).

Descreve-se a situação econômica brasileira da época como de extraordinário crescimento, mesmo com a crise do petróleo de 1973. Porém, algumas “*tendências ameaçadoras*” mostravam sinais de continuarem e de se agravarem.

⁶⁸ Edward I. Altman, professor de finanças na New York University Stern School of Business, é um dos maiores pesquisadores mundiais sobre a questão da previsão de insolvência e problemas financeiros das empresas no âmbito da Gestão do Risco de Crédito. Seu primeiro trabalho foi apresentado em setembro de 1968, no “*The Journal of Finance*”, e intitulava-se “*Financial ratios, discriminat analysis and the prediction of corporate bankruptcy*”. Foi o primeiro a apresentar a aplicação da Análise Discriminante em modelos quantitativos para previsão de falência.

⁶⁹ Professores Tara K. N. Baidya e Luiz Manoel Ribeiro Dias.

Aquelas tendências referem-se ao endividamento alto e crescente, observado em estatísticas avaliadas dos anos de 1970 a 1975, que “*refletem, como consequência, despesas financeiras crescentes [...]*” (Altman, Baidya & Dias, 1979:19), aliadas a lucros que crescem mais lentamente, surge daí uma redução dos índices de cobertura, ou margem de segurança, o que causa preocupação quanto à dimensão do risco para gestores da empresa, para instituições financeiras e outros.

Completa-se o quadro com inclusões de uma política monetária austera (para combate à inflação) e de um mercado de capitais inadequado: tem-se uma situação de pressões crescentes. Os autores verificaram essas pressões com estatísticas levantadas nos primeiros seis meses de 1977, das falências e concordatas requeridas em São Paulo e no Rio de Janeiro, nas quais, em comparação com igual período de 1976, constatou-se um crescimento de 28% das falências e de 55% das concordatas (Altman, Baidya & Dias, 1979:19).

Altman, Baidya & Dias (1979:20) chamam a atenção também para outra informação observada: além de crescer o número de empresas com problemas financeiros, o porte das empresas em dificuldades também está crescendo. Conforme mostrado pelos autores, essa parecia ser uma tendência mundial, que se concretizou no final do século passado, especificamente, no caso brasileiro, após o plano econômico implantado em 1994.

Utilizando-se da técnica da Análise Discriminante e de Regressão Múltipla, os autores desenvolveram seu modelo de previsão de insolvência a partir de uma amostra dividida em dois grupos: o das empresas com “*problemas sérios (PS)*” e

o grupo controle das empresas “*sem problemas (NP)*” (Altman, Baidya & Dias, 1979:20).

A amostra PS foi definida por Altman, Baidya & Dias (1979:21-22), tendo por base problemas como pedidos formais de falência e de concordata; soluções extrajudiciais, como intervenção do principal credor para reorganização da gestão, os casos em que a empresa encerrou as atividades, sem utilização dos meios legais. Essa amostra era composta por 23 empresas, sendo que, em 21 delas, o problema foi verificado no período de janeiro de 1975 a junho de 1977; em dez empresas, durante o ano de 1976 e, em seis, até junho de 1977. Essas representavam os setores da indústria de tecidos, de mobiliário, de celulose e papel, comércio varejista, plásticos, metalurgia e outros.

Quanto à amostra NP, reuniram-se dados de 200 empresas. Desse conjunto, procuraram os autores escolher duas empresas de cada setor equivalente aos das empresas da amostra PS. Foram escolhidas empresas privadas nacionais de porte equivalente, levando a amostra final NP a ter 35 empresas⁷⁰.

O modelo desenvolvido foi adaptado, como salientado, a partir daquele desenvolvido por Altman (1968), nos Estados Unidos, em função das características das empresas nacionais.

No modelo concebido por Altman (1968), duas das variáveis independentes, x_2 (lucros retidos dividido pelo ativo total) e x_4 (valor de mercado

⁷⁰ A média dos ativos das empresas constantes das duas amostras foi de Cr\$ 323 milhões (PS) e de Cr\$ 300 milhões (NP). Se o modelo fosse preciso, seria relevante para uma larga faixa de empresas, em termos de porte, segundo os autores.

do *equity* dividido pelo exigível total) necessitaram ser ajustadas para o modelo brasileiro.

A primeira variável (x_2) foi transformada em Não-exigível menos Capital aportado pelos acionistas dividido pelo Ativo Total. Em função dos “*diferentes critérios de apresentar as demonstrações financeiras, a incorporação dos lucros ao capital com distribuição de bonificações em ações e os ajustes para corrigir a inflação, fazem com que não exista equivalente exato para o valor dos lucros retidos*” (Altman, Baidya & Dias, 1979:22).

A adição da correção inflacionária do capital de giro e do ativo imobilizado levou os autores a adotarem a adaptação antes mencionada.

Devido ao fato de que muitas empresas não possuíam ações em negociação na Bolsa, utilizou-se, para a variável x_4 , o valor contábil do Patrimônio Líquido, no numerador daquela, dividido pelo Exigível Total (Altman, Baidya & Dias, 1979:22).

Com uma significância de 0,01, o teste F, aplicado às médias de cada uma das variáveis explicativas de cada amostra, mostrou-se significativo, indicando que a discriminação por análise discriminante era possível. Além disso, uma análise da evolução desses índices, no grupo das empresas PS, mostrou sua gradativa piora nos três anos.

Os estudos desses cinco índices e seus testes em regressões levaram ao desenvolvimento de duas equações discriminantes, cada qual com quatro variáveis.

A primeira, o modelo Z_1 , não incluía a variável x_1 , por esta não contribuir com o poder explicativo do modelo e pelo sinal de seu coeficiente ser “*contrário à lógica e à instituição*” (Altman, Baidya & Dias, 1979:23).

Quanto ao modelo Z_2 , a variável x_2 não foi incluída, devido a: a) dificuldade de se quantificarem *lucros retidos*, com base apenas em balanços recentes e b) a mudança inserida nas variáveis x_2 e x_4 , as quais, em seus resultados, apresentaram-se muito semelhantes.

As equações que representam os modelos são:

$$\mathbf{Z_1 = -1,44 + 4,03 x_2 + 2,25 x_3 + 0,14 x_4 + 0,42 x_5}$$

$$\mathbf{Z_2 = -1,84 - 0,51 x_1 + 6,32 x_3 + 0,71 x_4 + 0,52 x_5}$$

onde:

Z_1 e Z_2 = total ou score de pontos obtidos

X_1 = índice Capital de Giro Líquido / Ativo Total

X_2 = índice Não-exigível - Capital (recentemente) aportado pelos acionistas / Ativo Total

X_3 = índice LLAIR + Juros / Ativo Total

X_4 = índice Não-exigível / Exigível Total

X_5 = índice Vendas / Ativo Total

Os resultados obtidos com os dois modelos foram praticamente iguais, mas com superioridade do Modelo Z_1 , quando aplicado aos antepenúltimo e penúltimo anos, antes da constatação do problema. Em tabela, à página 24, o resultado da precisão do modelo é apresentado como sendo de 87,0%, 84,2% e 77,8% no grupo PS, para um, dois e três anos antes da constatação do problema, respectivamente.

O ponto crítico de separação adotado foi zero, devido à consideração, pelos autores, de probabilidades prévias e de custos de classificação incorreta iguais⁷¹.

Na seqüência do trabalho, testaram-se a precisão do modelo e sua validade, esta no sentido do tamanho do intervalo de tempo entre os dados analisados e da capacidade de detecção de problemas, ou melhor, de classificação correta das empresas. Resultados relatados em parágrafo anterior.

Segundo Altman, Baidya & Dias (1979:24), “o teste de significância resultou em um índice $F = 14,2$, que é significativa ao nível de 0,001 [...]”, que possui F tabelados de: $F_{1; 53}^{(0,001)} = 12,0$ e $F_{1; 53}^{(0,01)} = 7,0$, conforme nota dos autores.

Sete empresas foram mal classificadas pelo modelo Z_1 , sendo três empresas do grupo PS classificadas no grupo NP e quatro do grupo Np, no grupo PS.

Essas empresas dispuseram-se no intervalo entre $-0,34$ e $+0,20$, denominado pelos autores “zona de superposição”(região de dúvida), intervalo

⁷¹ Vide capítulo específico sobre Análise Discriminante, no item em que se trata do estabelecimento de pontos críticos.

este em que “*a classificação é menos confiável*” (Altman, Baidya & Dias, 1979:25).

Os autores ainda submeteram o modelo a dois testes para verificação de sua precisão (Altman, Baidya & Dias, 1979:25).

O primeiro foi o teste de Lachenbruch, que consiste em isolar uma das empresas da amostra, calcular os coeficientes do modelo, com base na $n - 1$ empresas restantes (57, no estudo) e classificar a empresa isolada, usando esse novo modelo. Refez-se esse processo 58 vezes, de maneira a se submeter todas as empresas ao isolamento e a se verificar a capacidade do modelo gerado em classificar, com as demais 57. Esse teste apresentou o mesmo grau de precisão do modelo: 87,0%.

O segundo teste, denominado *repetições* (realizado cinco vezes, no total), correspondeu à seleção de um número de empresas da amostra PS e da amostra NP e à construção de um novo modelo. A precisão média obtida foi considerada satisfatória: aplicando-se os novos modelos desenvolvidos às empresas não selecionadas, obtiveram-se graus de precisão de 84,7% e 78,8% para os grupos NP e PS, respectivamente.

Finalizando seu estudo, dizem os autores serem promissores os resultados. Alertam, porém, que, em função de o modelo derivar de dados publicados, sobre os quais podem pairar dúvidas quanto à confiabilidade (!), o modelo resultante também estaria sujeito a limitações.

Em países em desenvolvimento, o uso de modelos como o proposto poderá servir de alerta para a tomada de providências preventivas, pois “*uma epidemia*

de falências teria efeitos drásticos na solidez do setor privado e na economia como um todo.” (Altman, Baidya & Dias,1979:26)

Esclarecem que o modelo não é infalível: serve como um instrumento de aferição e investigação, sendo aplicável por instituições financeiras, para aprimoramento dos critérios de alocação de recursos e avaliação de riscos de crédito e por auditores independentes, como um dispositivo externo e objetivo, emissor de um aviso antecipado de problemas potenciais (Altman, Baidya & Dias,1979:26).

5.4- O modelo de Silva⁷²

Em 1982, José Pereira da Silva apresentou sua dissertação “*Modelos para classificação de empresas com vistas a concessão de crédito*”, na EAESP / FGV. O cerne de seu trabalho foi a elaboração de um modelo matemático, usando a Análise Discriminante, para fins de classificação de empresas quanto à concessão de crédito.

Seu trabalho é estruturado em cinco partes, sendo, ao todo, quatorze capítulos.

Nos cinco primeiros capítulos, descreve o Crédito.

Inicia-se, fazendo a conceituação de crédito. Define-o como a capacidade de alguém em obter dinheiro, mercadoria ou serviço, mediante o compromisso de pagamento em determinado prazo (Silva, 1982:1). Insere a importância da função de crédito na economia como um todo, especialmente para os bancos, os maiores intermediadores financeiros.

No capítulo II, apresenta a concessão de crédito como uma função de investimento, no contexto de finanças.

Ao discorrer sobre o objetivo da administração financeira, expõe a visão do objetivo, da empresa privada, de maximização de lucros, apresentando opiniões favoráveis e contrárias a esse enfoque. O conceito adotado de maximização foi o

⁷² Utilizou-se, além da dissertação, o livro de autoria de José Pereira da Silva, *Gestão e análise de risco de crédito*, constante do referencial bibliográfico, em virtude de dificuldades na pesquisa ao trabalho original.

de escolha da(s) melhor(es) alternativa(s) em função do(s) resultado(s) apresentado(s). Afirma que a função de crédito em um banco é semelhante à função de investimento, pois aquele constitui o ativo operacional de um banco. Em contrapartida, as funções de financiamento e de distribuição de dividendos devem ser conciliadas de maneira a se obter a maximização do lucro.

No terceiro capítulo são apresentados pelo autor conceitos de Risco e Incerteza (Silva, 1982:12):

“Risco - existe quando o tomador de decisões pode se basear em probabilidades objetivas para estimar diferentes resultados, de modo que sua expectativa se baseia em dados históricos e, portanto, a decisão é tomada a partir de estimativas julgadas aceitáveis pelo tomador de decisões.”

“Incerteza – ocorre quando não se dispõe de dados históricos acerca de um fato, o que poderá exigir que o tomador de decisões faça uma distribuição probabilística subjetiva, isto é, baseado em sua sensibilidade pessoal.”

Delimita-se o “risco de crédito” como caracterização de diversos fatores, os quais poderão contribuir para que quem concedeu o crédito não receba, do devedor, o pagamento na data acordada. Classificam-se estes em riscos internos e externos, em relação à empresa.

Os riscos internos à empresa são aqueles relacionados à Capacidade, podendo se subdividir em riscos ligados à produção e ao produto, à administração da empresa, ao nível de atividade, à estrutura de capitais e à falta de liquidez. Quanto aos riscos externos, incluem-se os fatores ligados à política, à

macroeconomia e a outros que afetam diretamente a empresa. Também se subdividem em riscos ligados a medidas políticas e econômicas, aos fenômenos naturais e ecológicos, ao tipo de atividade, ao mercado, e ao tipo de operação de crédito.

Aborda-se a política de crédito, no capítulo seguinte, apresentando-se definições de autores e conceituando-a como “*padrões de crédito*”, os quais servem de orientação básica nas decisões de crédito (Silva, 1982:17).

Relembra-se o vínculo com a função de investimentos de finanças, além de salientar a diferença entre a política creditícia de um banco e outro tipo de empresa comercial ou industrial, pois aquele perderá, em caso de inadimplência, todo capital empregado, enquanto a empresa pode vir a trabalhar com margens brutas de lucro bastante elevadas.

O banco ainda tem de observar, em sua política de crédito, as taxas de juros, as garantias e o nível de risco relacionados a cada operação, além da interferência exercida pela política econômica do Governo.

Quanto ao nível de risco, é necessário avaliar o **custo de conceder um empréstimo** e o **custo de não conceder**. Através de um exemplo, o autor apresenta a maneira de se apurarem esses custos, pelas seguintes fórmulas:

$$CDC = P(I) \times V_o + CI + CB$$

$$CDN = P(R) \times V_o \times TJ$$

sendo:

CDC e CDN = 'custo de conceder' e 'custo de negar'

P(I) e P(R) = 'probabilidade de inadimplência ou risco de crédito' e 'probabilidade de recebimento', de modo que $P(R) = 1 - P(I)$

V_o = valor original do empréstimo

CI = custo do investimento (semelhante a um custo de oportunidade)

CB = custo da cobrança

TJ = taxa de juros.

O capítulo V apresenta a decisão de crédito. Como uma decisão, ou seja, um processo de escolha entre alternativas, a decisão de crédito em um banco diferencia-se da decisão de crédito em empresas comerciais ou industriais, pois é tomada conforme níveis preestabelecidos, em função de montante, taxa, prazo e garantias. Esses níveis são denominados alçadas.

Na seqüência do trabalho, capítulos VI ao VIII, o autor apresenta os chamados "*C's do crédito*", definindo cada um e sua implicação no processo de concessão de crédito.

As variáveis analisadas são o *Caráter*, a *Capacidade*, a *Condição*, o *Capital*, o *Colateral* e uma nova, o *Conglomerado*. Esta foi incluída pelo autor devido à importância que se deve dar à análise do grupo em que a empresa pleiteante do crédito está inserida. Avaliações com relação às empresas coligadas

e controladas, além das demonstrações contábeis consolidadas, servem tanto para a redução do risco, quanto para uma boa gestão do crédito.

O Caráter diz respeito à intenção de pagar e a fatores como a pontualidade de pagamentos anteriores, ou protestos, destes são os analisados. Muitas empresas usam o pagamento em cartório como forma de reduzirem os juros do empréstimo, porém, criam uma restrição, junto aos fornecedores de recursos, com relação a novas concessões. Aquela intenção pode ser avaliada pelo levantamento do histórico do cliente, através de convênios com órgãos ou agências especializadas de informação.

A competência empresarial, os potenciais de produção, administração e comercialização demonstram a habilidade em gerir a empresa, que é avaliada no item Capacidade. As decisões estratégicas da empresa devem ter o seu efeito sinérgico avaliado, assim como toda sua estrutura organizacional, desde a produção até o sistema de informação e participação no mercado. A idade da empresa é analisada do ponto de vista da solvabilidade.

As Condições, ou fatores externos não-controláveis pela empresa (macroeconômicos), podem ser analisadas, verificando-se aspectos como sensibilidade do ramo de atividade (cíclicas ou não-cíclicas), influência de um ramo sobre o outro, sazonalidade, “moda”, essencialidade do(s) produto(s), porte da empresa e região geográfica (distribuição de renda).

No item Capital, é feita a análise da situação econômico-financeira do cliente, através das demonstrações contábeis da empresa ou da análise da

capacidade de pagamento e da posição patrimonial, caso o cliente seja uma pessoa física.

O quesito Colateral diz respeito às garantias adicionais que a empresa pode oferecer ao banco, a fim de sustentar qualquer fraqueza na avaliação dos outros pontos. Essas garantias, bem como sua conversibilidade para pagamento do crédito concedido, devem ser analisadas em relação à operação de crédito em si, caso o tomador não o consiga pagar.

Nos capítulos seguintes, apresentaram-se breves comentários sobre estudos relacionados à capacidade preditiva dos índices financeiros obtidos através das demonstrações contábeis.

No 11º capítulo, descreve-se o conceito e a aplicação da Análise Discriminante. No seguinte, apresentou-se a escolha da amostra.

A composição da amostra foi de 419 empresas, divididas em grupos de empresas boas (compreendendo empresas ótimas e regulares); empresas insolventes. As empresas ótimas representavam, basicamente, as 10 melhores empresas de cada setor⁷³, as regulares referiam-se às empresas intermediárias.

Da amostra, 337 empresas eram industriais e as restantes, comerciais. Sendo, ainda, 74,7% da amostra composta de empresas do Estado de São Paulo, segregadas por ramo de atividade e situação financeira.

Com relação ao tamanho da amostra (Silva, 1982:76), diz-se não se ter encontrado uma regra precisa, “porém, é necessário que a mesma seja suficiente

⁷³ Conforme dados da Revista Exame Maiores e Melhores, de setembro/1980.

para nos dar confiabilidade nas estimativas. Vale acrescentar que quanto maior a quantidade de indicadores (variáveis), maior deverá ser a amostra”.

Quanto à maneira de seleção das empresas que comporiam a amostra, não se apresentou um critério científico, o que leva a crer que se utilizou um critério em função da base de dados que se possuía e da adoção da premissa de que as empresas insolventes serão inadimplentes (Silva, 1982:77).

Utilizaram-se índices financeiros citados na literatura de finanças e de análise de balanços, além de sua própria sensibilidade. Os índices, num total de 85 indicadores, foram separados por grupos: estrutura, liquidez e rentabilidade, fazendo-se ajustes quando necessário, como, por exemplo, em caso de empresas com patrimônio líquido negativo.

Enfatiza o autor os seguintes pontos que devem ser considerados quando do desenvolvimento e utilização dos modelos:

1. Índices que melhor discriminam um ano antes da insolvência não são os melhores quando utilizados dois anos antes;
2. Índices que melhor classificam empresas industriais podem não ser os melhores para empresas comerciais.

Como nos demais trabalhos apresentados, o autor fez suas simulações, a fim de obter uma equação discriminante com o menor número possível de variáveis. O processo *Stepwise* finalizou em uma equação com seis variáveis independentes. Pelos testes realizados, o melhor modelo apresentava um total de 31 variáveis na equação.

Sua proposição final difere dos demais trabalhos, por terem-se criado dois modelos: um para empresas comerciais e outro para empresas industriais. Esses modelos ainda foram adaptados, para prever a situação da empresa em função do tempo: um modelo (nº 1) indicava a situação da empresa até o exercício seguinte e o outro (nº2), a situação até o segundo exercício subsequente. Isso, em relação ao período das demonstrações utilizadas.

As equações são as seguintes:

Para indústria:

$$Zi1 = 0,722 - 5,124 E_{23} + 11,016 L_{19} - 0,342 L_{21} - 0,048 L_{26} - 8,605 R_{13} - 0,004 R_{29}$$

$$Zi2 = 5,235 - 9,437 E_3 - 0,010 E_9 + 5,327 E_{10} - 3,939 E_{13} - 0,681 L_1 + 9,693 R_{13}$$

onde: Zi1 = escore discriminante para o próximo exercício

Zi2 = escore discriminante para o segundo exercício

E_3 = (passivo circulante+exigível a longo prazo) / ativo total

E_9 = (variação do imobilizado) / (lucro líquido+0,1 x imobilizado médio-saldo CM+variação do ELP)

E_{10} = fornecedores / ativo total

E_{13} = estoques / ativo total

E_{23} = duplicatas descontadas / duplicatas a receber

L_1 = ativo circulante / passivo circulante

L_{19} = estoques / custo do produto vendido

L_{21} = fornecedores / vendas

L_{26} = (estoques médio/custo dos produtos vendidos) x 360

R_{13} = (lucro operacional + despesas financeiras) / (ativo total médio – investimentos médios)

R_{29} = (capital de terceiros) / (lucro líquido+0,1 imobilizado médio – saldo CM)

Para comércio:

$$Zc1 = 1,327 + 7,561 E_5 + 8,201 E_{11} - 8,546 L_{17} + 4,218 R_{13} + 1,982 R_{23} + 0,091 R_{28}$$

$$Zc2 = 2,368 - 1,994 E_5 + 0,138 E_9 - 0,187 E_{25} - 0,025 L_{27} - 0,184 R_{11} + 8,059 R_{23}$$

onde: Zc1 = escore discriminante para próximo ano

Zc2 = escore discriminante para próximos dois anos

E_5 = (reservas+lucros acumulados) / ativo total

E_9 = (variação do imobilizado) / (lucro líquido + 0,1 x imobilizado médio – saldo CM + variação do ELP)

E_{11} = disponível / ativo total

E_{25} = disponível / ativo permanente

L_{17} = (ativo circulante – disponível – passivo circulante + financiamentos + duplicatas descontadas) / vendas

L_{27} = duplicatas a receber x 360 / vendas

R_{11} = (ativo total médio – salários, tributos e correções médios) / patrimônio líquido médio

R_{13} = (lucro operacional + despesas financeiras) / (ativo total médio – investimentos médios)

R_{23} = lucro operacional / lucro bruto

R_{28} = (patrimônio líquido / capital de terceiros) / (margem bruta / ciclo financeiro)

O ponto de corte ou escore crítico em todas as equações foi zero.

6- Considerações sobre os estudos brasileiros

Cada um dos modelos apresentados deve ser considerado em relação ao tempo e cenário econômico em que foi desenvolvido. Por exemplo, Elisabetsky trabalhou com um setor específico, enquanto Pereira diversificou suas amostras, segregando, inclusive, comércio e indústria. Essas adaptações contribuem bastante para o aperfeiçoamento dos modelos.

A avaliação crítica dos estudos apresentados basear-se-á na avaliação da observação das **premissas básicas** para uso da Análise Discriminante (descritas no capítulo sobre Análise Discriminante), nos **procedimentos para desenvolvimento** de um modelo discriminante (amostras, coeficientes discriminantes, escore crítico e testes de validação) e em uma **análise qualitativa** das variáveis componentes daqueles modelos, quanto à relevância contábil para a análise.

6.1- *Premissas básicas*

Como salientado, a não-observação das duas primeiras premissas para uso da Análise Discriminante pode afetar os resultados dos modelos. Essas premissas dizem respeito ao Teorema do Limite Central, o qual estabelece, em sua proposição, que, mesmo se desconhecendo a distribuição da população ou se esta for não-normal, as distribuições de suas amostras serão

aproximadamente normais, desde que se possuam grandes amostras⁷⁴ (Stevenson, 1981:181).

Pôde-se observar que os autores trabalharam, quando possível, com amostras de tamanhos condizentes ao uso dos testes de hipóteses de médias, e, quando não, como no caso de Kanitz, utilizou-se o teste de *Student*, que é uma aproximação do teste de hipótese de médias (Teste Z) para amostras com menos de trinta elementos. A não-observância da normalidade multivariada pode gerar dúvidas quanto à validade dos modelos, por se utilizarem testes de significância (normalmente o Teste F) que pressupõem aquela característica para as amostras.

Quanto à segunda premissa, a diferença de tamanho das amostras de cada um dos grupos, além do próprio tamanho das amostras, a afeta (considerando-se, aqui, o grupo das empresas boas e o das ruins). Essa desigualdade pode afetar o estabelecimento do ponto de corte e levar a erros de classificação. A igualdade da matriz de variância e covariância entre as variáveis dependentes estabelece uma maneira de se evitar que haja erro na fixação do ponto de corte, sendo possível seu ajuste, quando não se obtém essa igualdade, como explicado no capítulo sobre Análise Discriminante.

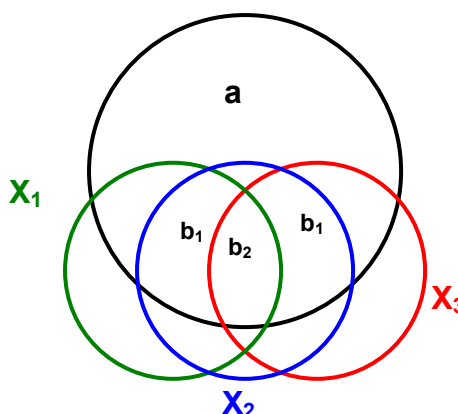
A questão da multicolinearidade entre os índices de balanços (variáveis explicativas), como o estudo de Kanitz, que possui três índices de liquidez, deve ser avaliada.

⁷⁴ “Uma regra prática muito usada é que a amostra deve consistir de 30 ou mais observações” (Stevenson, 1981:181).

O problema de alto correlacionamento entre as variáveis independentes (multicolinearidade em regressão múltipla) gera distorção e baixa capacidade preditiva, quando se aplica a equação em outra amostra. Além do que, impossibilita medir corretamente qual a influência de uma única variável independente (x_i) sobre a dependente (y), prejudicando a avaliação⁷⁵ da contribuição individual de cada variável à reta de regressão.

Através de um Diagrama de Venn, é possível entender o que é a multicolinearidade. Utilizar-se-á o diagrama composto por uma variável dependente Y e três variáveis independentes, denominadas X_1 , X_2 e X_3 .

Variável Y



a = variância de Y não explicada pelas três variáveis independentes

b_1 = variância de Y explicada em conjunto por duas variáveis independentes

b_2 = variância de Y explicada em conjunto pelas três variáveis independentes

O que se afirma em relação à multicolinearidade, representada no diagrama pelas área em interseção (denominada b_2), é que se deveria utilizar somente uma das três variáveis, pois parte da explicação de cada uma é repetida na explicação das demais inseridas no modelo, não aumentando o poder

⁷⁵ Percebe-se que o processo *Stepwise* pode vir a sofrer distorções, gerando uma equação final que não seja a de melhor poder explicativo.

explicativo da equação de regressão e não se percebendo outras variáveis mais relevantes (em poder explicativo).

A baixa capacidade preditiva deve ser entendida como o aumento da área de dúvida (*Overlap*) do modelo, impossibilitando a classificação correta de elementos (empresas) em um ou outro grupo (Hair, Anderson, Tathan & Black, 1998:189).

No estudo de Kanitz - que apresenta em sua equação discriminante os índices de Liquidez Geral, Liquidez Corrente e Liquidez Seca - a variação na conta Estoques (crescimento ou redução), em função de impactos econômicos no setor específico da empresa, afetaria os três índices de uma só vez, sendo o fato econômico uma variável externa não percebida no modelo. Em seu trabalho, o professor Kanitz (nem, tampouco, Altman e Pereira) não se manifesta a respeito de ter efetuado algum teste de avaliação do correlacionamento entre as variáveis. Em sentido contrário, Elisabetsky realizou testes com matrizes de correlação entre os índices de liquidez, tendo observado altas correlações, optando, finalmente, pela entrada de apenas um (Liquidez Imediata) daqueles para o processo de *Stepwise*.

Outro efeito negativo é a inversão dos sinais dos coeficientes das variáveis independentes na equação discriminante, contrariando a lógica da relação entre as variáveis independentes e a dependente (Hair, Anderson, Tathan & Black, 1998:189). Isto pode ter ocorrido, no estudo de Altman, Baidya e Dias, ao necessitarem excluir a variável X_1 do modelo Z_1 , não sendo esta a explicação que os autores apresentaram.

Também o estudo do professor Kanitz mostra-se oportuno para exemplificar essa situação: a variável denominada X_4 , que representa o índice de Liquidez Corrente, possui coeficiente negativo.

Esse índice pode ser interpretado como o equivalente, em número-índice, do Capital Circulante Líquido (CCL) da empresa, entendendo-se este como o total de recursos de longo prazo disponibilizados para o financiamento das atividades de curto prazo da empresa, obtido pela diferença matemática entre ativo circulante e passivo circulante. No caso de empresas industriais, ter CCL é normal e necessário, devido à sua característica operacional, não podendo ter um efeito negativo no seu escore final. Segundo Silva (1999:309), isso pode ter ocorrido em função da época em que o modelo foi elaborado, denominada “*milagre brasileiro*”: período no qual eram necessários elevados investimentos em capital de giro e fixo para suportar a expansão da atividade empresarial, o que vem a sustentar a hipótese de que não houve um estudo de correlações entre as variáveis independentes.

Ressalte-se que, se essas variáveis forem importantes, mesmo que intuitivamente, a multicolinearidade não deve ser o motivo para suas exclusões, pois estar-se-ia introduzindo uma tendenciosidade ao modelo (Wonnacott & Wonnacott, 1981:345). Pode-se utilizar a técnica de Análise Fatorial, neste caso. Esta técnica aloca em um conjunto, denominado **fator**, aquelas variáveis que têm alto correlacionamento, sendo este conjunto uma nova variável a ser avaliada para inclusão na equação discriminante.

Quanto às duas últimas premissas (relações lineares entre as variáveis dependentes e independentes e valores extremos), Elisabetsky realizou algumas

transformações de relações não-lineares em lineares (transformações logarítmicas), na tentativa de melhorar o processo de seleção das melhores variáveis, mas afirmou não ter sido significativo o ganho, optando pelo uso dos valores reais.

Quanto à questão de valores extremos dos dados (*outliers*), nenhum dos trabalhos faz menção da existência de tais e a observação dos resultados não permitiu inferências sobre esse aspecto. Cabe ressaltar que os *Outliers* afetam o estabelecimento da média e uma regressão linear simples, ou múltipla, é um processo de se identificar uma equação média que represente a distribuição dos dados, de maneira geral.

6.2- Procedimentos para desenvolvimento

Ao se avaliar o desenvolvimento dos modelos, perante o esquema de construção aqui apresentado em capítulo anterior, excetuando-se por completo o estudo de Elisabetsky, os outros trabalhos descrevem muito pouco do processo de elaboração e dos problemas enfrentados em sua construção.

Comenta-se a respeito da constituição das amostras utilizadas, referindo-se à sua composição. Esse aspecto é muito importante, pois adquirir demonstrações contábeis de empresas que passaram por problemas de insolvência é de extrema dificuldade. Muitas dessas empresas não possuem uma contabilidade constante e, quando a possuem, normalmente está em atraso, como frisaram os autores.

Kanitz, por exemplo, constituiu duas amostras formadas cada uma por 15 empresas, separadas em Grupo das Falidas e Grupo das Não-Falidas. Por utilizar amostras com menos de trinta elementos, adotou o teste T (*Student*), para avaliar o nível de significância dos indicadores. Esse fato pode ter sido o responsável pelo modelo desenvolvido por Kanitz possuir três índices de liquidez como variáveis independentes e uma área de superposição (*Overlap*) bastante significativa, além de a ausência de testes de multicolinearidade.

Elisabetsky trabalhou inicialmente com um grupo total de 110 empresas, mas com diferença entre o número de empresas de cada um dos grupos, o que provocou distorções no primeiro modelo gerado. Em virtude disto, passou a trabalhar com grupos de tamanhos iguais, com 27 empresas em cada amostra.

Altman utilizou 23 empresas para a formação da amostra de empresas com problemas e, para a amostra das empresas sem problemas, contou com 35 empresas. Verifica-se, aqui, a diferença entre as amostras, mas não há nenhuma ressalva no trabalho quanto a isto e a seus efeitos.

Silva utilizou 419 empresas, sendo 259 na amostra de empresas boas e 160 na amostra de empresas insolventes. Não utilizou, como mencionado, nenhum critério ou regra específica para a composição das amostras. A análise é de que desenvolveu o trabalho em função dos dados que conseguiu.

Os coeficientes de cada variável foram obtidos no processo de regressão, o qual ajusta os coeficientes a cada nova inclusão (ajuste da reta de regressão para minimizar os desvios). Elisabetsky e Altman citam situações em que o uso

de determinado índice, cujo coeficiente possuía sinal contrário à lógica de análise, não foi possível, provocando o isolamento desta variável do modelo.

Com base no tópico sobre o estabelecimento do ponto de corte, apresentado no capítulo sobre Análise Discriminante, Elisabetsky apresenta um ponto de corte inicial (de 0,5) e depois o ajusta, a partir da obtenção dos limites inferior e superior da área de dúvida. Assim também procedeu Altman, demonstrando em seu trabalho a igualdade de custos (ponto de corte igual a zero). O mesmo não acontece nos trabalhos de Kanitz e Pereira, que estabeleceram seus pontos sem a demonstração do critério.

Os modelos desenvolvidos por Elisabetsky e Altman foram submetidos a testes de validade. Altman descreve o uso de três testes para validação dos modelos, como apresentado no tópico referente ao seu modelo. Os demais autores não descrevem a aplicação de testes estatísticos em seus modelos.

Os autores descrevem os resultados apontados com a aplicação dos modelos e os benefícios de seu uso, mas a utilização de testes estatísticos que comprovem a efetiva capacidade dos modelos só é descrita em dois. Em função da rigidez das premissas apresentadas e discutidas para o uso da Análise Discriminante, a não observação desses testes pode levar ao desenvolvimento de modelos imprecisos, ou melhor, com maior probabilidade de erros. No mínimo, testes de multicolinearidade e de autocorrelação serial devem ser utilizados, pois garantem o cumprimento de duas premissas, possibilitando ajustes nas relações matemáticas entre variáveis independentes e dependentes ou seu isolamento. Outro teste importante é o teste da distribuição das variáveis independentes, para fins de verificação da premissa de normalidade multivariada.

6.3- Análise qualitativa

Nessa última parte, observar-se-á a qualidade das variáveis (índices de balanço) utilizadas em cada um dos modelos finais propostos. A idéia é discutir a relevância de cada indicador, sob o prisma contábil, de maneira a subsidiar uma avaliação daqueles modelos, quanto ao aspecto de **repetição de informação** e de **relacionamentos indevidos**.

Após uma comparação entre cada modelo, identificaram-se variáveis que se repetem, as quais foram avaliadas uma única vez, valendo, sua análise, para todos os modelos. Aglutinaram-se os índices dos modelos por grupos, para facilitar sua análise, sendo esses grupos divididos em **Liquidez, Rentabilidade, Estrutura, e Giro**. Foram dados nomes genéricos aos índices, conforme encontrados na bibliografia sobre análise de balanços, quando compatíveis. A seguir, apresenta-se essa separação.

Liquidez	Rentabilidade	Estrutura	Giro
(K) Liquidez Seca = (ativo circulante – estoques) / passivo circulante	(K) Retorno sobre Patrimônio Líquido = lucro líquido / pat.líquido	(K) Alavancagem = exigível total / pat.líquido	(S) Estoques / custo produto vendido
(K/S) Liquidez Corrente = ativo circulante / passivo circulante	(A) ROA = lucro antes dos juros e impostos / ativo total	(A) CCL / ativo total	(S) Fornecedores / vendas
(K) Liquidez Geral = (ativo circulante + realiz.longo prazo) / exigível total	(A) Giro do Ativo = vendas / ativo total	(A) Reservas + lucros acumulados / ativo total	(S) PMRE = (estoque médio / custo do produto vendido) x 360
	(E) Margem Líquida = lucro líquido / vendas	(A) Patrimônio líquido / exigível total	(S) PMRV = duplicatas a receber x 360 / vendas)
	(S) $ROA_m = \frac{\text{lucro operacional} + \text{despesa financeira}}{\text{ativo total médio} - \text{investimentos médios}}$	(E) Disponível / imobilizado total	(S) (ativo circulante – disponível – passivo circulante + financiamentos + duplicatas descontadas) / vendas
	(S) Capital de terceiros / (lucro líquido + 0,1 x imobilizado médio – saldo de correção monetária)	(E) Contas a receber / ativo total	
	(S) Lucro operacional / lucro bruto	(E/S) Estoques / ativo total	
	(S) (patrimônio líquido / capital de terceiros) / (margem bruta / ciclo financeiro)	(E) Passivo circulante / ativo total	
		(S) Duplicatas descontadas / duplicatas a receber	
		(S) (Passivo circulante+exigível a longo prazo) / ativo total	
		(S) Variação do imobilizado / (lucro líquido+0,1 x imobilizado médio-saldo CM+variação do ELP)	
		(S) Fornecedores / ativo total	
		(S) (Reservas + lucros acumulados) / ativo total	
		(S) Disponível / ativo total	
		(S) Disponível / ativo permanente total	
		(S) (ativo total médio – salários, tributos e correções médios) / patrimônio líquido médio	

OBS.: (A) Altman; (E) Elisabetsky (*modelo com cinco variáveis*); (K) Kanitz; (S) Silva.

Quanto ao aspecto de repetição, vê-se que alguns modelos possuem variáveis parecidas e, até mesmo, iguais. Variáveis parecidas podem levar a situações de multicolinearidade, exemplificadas com o modelo de Kanitz.

Kanitz utilizou, em seu modelo, mais índices de liquidez, enquanto Silva usou índices de estrutura em maior número em seus modelos. Elisabetsky apresenta, como Altman, quatro índices baseados no ativo total. No caso de Altman, leva a denotação da preocupação dos norte-americanos quanto ao retorno do investimento, conforme frisa Silva (1997:309).

Verifica-se que a idéia geral sobre os índices de liquidez não é a mais correta: não são os melhores indicadores de solvência da empresa. Os modelos de Elisabetsky e de Altman sequer possuem algum índice de liquidez como variável discriminadora.

Pela classificação proposta na tabela anterior, os modelos de Silva foram os únicos que utilizaram os indicadores de giro, tendo em vista suas características de segregação entre indústria e comércio, o que implica diferenças de avaliação (teóricas) dessas variáveis.⁷⁶

Os indicadores de Liquidez Corrente e de Estoques sobre Ativo Total foram utilizados em mais de um modelo, como se pode observar.

Quanto ao aspecto de relacionamentos indevidos, o que se observou foi a utilização de indicadores tradicionais, como os índices de Liquidez, e o desenvolvimento de outros pelos autores, conforme sua sensibilidade. O problema surge quando se criam relacionamentos entre itens que não possuem relações contábeis diretas.

⁷⁶ Lembrando que o autor não fez menção alguma sobre o nível de significância das variáveis utilizadas, nem, tampouco, apresentou testes estatísticos dessa natureza.

O modelo de Silva é o que mais possui aquela característica. Os índices de Giro, exceto os de prazos médios, propõem relacionamentos, que, entende-se, não são coerentes contabilmente. O autor não os comenta, ficando difícil de entender o porquê de se cogitar um relacionamento entre nível de Fornecedores e nível de Vendas. A relação de Fornecedores com as Compras de matérias-primas, ou de mercadorias, ou com os Estoques, é coerente, do ponto de vista contábil, mas levar a identificar seu efeito no nível de venda não parece ser. O último indicador na coluna Giro é ainda mais difícil de interpretar, pois relaciona Passivos com Vendas.

Silva não desenvolveu apenas novos indicadores de Giro. Observe-se que desenvolveu um número maior de indicadores de Estrutura, que, em muitos casos, significam apenas a representatividade de uma conta perante o seu grupo (análise vertical). Imaginando-se que se pode encontrar um número de 30 itens, entre contas, grupos do balanço patrimonial e rubricas da demonstração de resultado, as possibilidades de relacionamentos entre aquelas, através de uma análise combinatória, pode chegar a 435 combinações.⁷⁷

Isso implica afirmar que os relacionamentos devem ser baseados em situações de causalidade contábil, em que se verifiquem as influências de cada item nos demais.

⁷⁷ Considerando uma combinação dois a dois: $C_{30,2} = 435$. Caso seja uma combinação de três itens, teremos 4.060 possibilidades, lembrando que não há relacionamentos inversos, ou seja, Fornecedores sobre Vendas e Vendas sobre Fornecedores, por exemplo.

Mesmo os indicadores mais comuns, encontrados na literatura sobre o tema, poderiam ser ajustados de maneira a proporcionarem a melhor informação. Isto se torna, muitas vezes, um empecilho, pois as limitações em se conseguirem demonstrações contábeis das empresas consideradas insolventes são grandes, optando-se, muitas vezes, pela utilização de relações com dados de final de exercício.

Quando se analisam os índices em cada grupo da tabela, verifica-se que Kanitz utilizou dois índices, considerados muito importantes em toda literatura sobre Administração Financeira e Análise de Demonstrações Contábeis: os índices de Retorno do Patrimônio Líquido e de Alavancagem (Estrutura de Capitais), que possuem significado próprio muito relevante.

O primeiro relaciona-se à capacidade da empresa em agregar valor ao acionista, representando a remuneração que foi proporcionada ao capital investido, servindo de medida de eficácia. O segundo demonstra o risco inerente à política de financiamento da empresa, que pode ser desenvolvido para avaliação do impacto dos custos de endividamento de uma empresa.

Silva (1997:308) apresenta o resultado da aplicação desses modelos sobre uma amostra específica, desenvolvida em seu estudo, obtendo os resultados dispostos a seguir.

Modelo	% Empresas Solventes classificadas corretamente	% Empresas Insolventes classificadas corretamente
Kanitz	80%	68%
Altman	83%	77%
Elisabetsky	74%	63%
Silva (indústria)	90%	83%
Silva (comércio)	90%	72%

Adaptado de SILVA, José Pereira da. *Gestão e análise de risco de crédito*. São Paulo: Atlas, 1997. 308p.

Em relação ao trabalho de Elisabetsky, Silva (1997:309) diz que foi uma pesquisa com bons resultados na época, porém, ao testá-la em conjunto com seu estudo, este trabalho já não apresentava os mesmos resultados. Isso também foi verificado nos estudos aqui desenvolvidos, conforme exposto no capítulo seguinte, para todos os modelos. É o efeito da variável tempo!

Pode-se listar algumas vantagens e limitações desses modelos, segundo a opinião de Silva (1997:304-306), sintetizadas no quadro seguinte.

Vantagens	Limitações
Os modelos são instrumentos valiosos no apoio à concessão de crédito, bem como na orientação de atividades de outros profissionais, como os auditores e analistas de mercado de capitais.	A utilização dos modelos deve ser adequada pelos seus usuários, pois aqueles não tratam todas as variáveis, ou fatores, que podem influenciar no desempenho de uma empresa. Devido ao processo de sistematização, ocorre, também, a generalização das informações apresentadas.
Suas confirmações empíricas atribuem segurança àquele que está decidindo, além do uso de metodologias estatísticas para determinar quais índices são mais representativos e quanto é essa representação ou capacidade de discriminação. A sensibilidade de analistas fica então disponível para trabalhar sob aquelas variáveis exógenas aos modelos, evitando-se que sobre uma empresa possam existir duas avaliações diferentes (positiva e negativa).	O uso alternativo dos princípios e práticas contábeis pode causar distorções nas demonstrações contábeis apresentadas, o que confere ao usuário um tratamento prévio daquelas. Esse tratamento serve para padronizar as demonstrações, conforme as que foram utilizadas para desenvolver os modelos.
As variáveis que não são abordadas pelos modelos, por não serem passíveis de sistematização, devem ser o foco do tempo disponibilizado pelos analistas, em virtude da utilização dos modelos. Disponibiliza-se esse tempo em virtude de não se proceder à análise e conclusão sobre cada índice, isoladamente.	Como salientado, mesmo os modelos sendo formulados com a utilização de técnicas estatísticas avançadas, estes não são infalíveis ⁷⁸ , servem apenas como um instrumento de apoio. Cabe ao usuário a verificação de outras variáveis não tratadas.
Neste ponto, a agilidade é fundamental para instituições financeiras que necessitam avaliar inúmeras solicitações, diariamente, de clientes, a fim de conhecer sua solidez. Outro ponto é a “desmistificação” de certos índices tidos como “importantes” para a análise de solvência de empresas, sendo que sua importância é relativa ao conjunto dos índices utilizados.	O tempo afeta a capacidade de previsão dos modelos baseados em AD. Com o transcorrer do tempo, faz-se necessária a determinação de novos índices (se for o caso), que melhor discriminem, e o recálculo dos coeficientes desses índices.
	A utilização dos modelos como único parâmetro pode fazer com que empresas manipulem suas demonstrações contábeis, a partir da sua utilização prévia, caso aquelas saibam disto. A necessidade de um analista, no caso de uma concessão de crédito, torna-se importante diante dessa possibilidade.
	Por último, deve ser salientado que características como região geográfica e ramo de atividade limitam o uso dos modelos, devido a algumas peculiaridades que cada uma dessas confere às empresas.

⁷⁸ Todo tipo de modelo estatístico trabalha com uma margem de erro, que pode ser, até mesmo, muito pequena, mas que não deixa de conferir àquele a possibilidade de falha.

7- Estudo empírico

Como já exposto no capítulo em que se apresenta a metodologia geral da pesquisa desenvolvida, a obtenção de demonstrações contábeis foi o fator de maior dificuldade. Um motivo é que a maioria das empresas em situação de concordata ou de falência é de pequeno ou médio porte e, mantendo-se o quadro da época da pesquisa de Kanitz, não possui uma “boa” contabilidade.

Já se esperavam dificuldades, mas o fato de haver poucas empresas em situação concordatária foi além das expectativas iniciais da pesquisa. No caso do município de Betim, não foi encontrada nenhuma empresa em situação de concordata, quando da pesquisa junto às Varas de Falências e Concordatas daquele.

Observe-se os dados, a seguir, referentes aos números de falências e concordatas distribuídas e baixadas, durante o período de 1996 a 2000.

**Nº de concordatas e falências distribuídas e baixadas
Período: janeiro de 1996 a dezembro de 2000**

Comarca: BELO HORIZONTE

		1996	1997	1998	1999	2000
Concordata Preventiva	Distribuídos	6	4	10	4	6
	Baixados	18	13	7	15	6
Concordata Suspensiva	Distribuídos	0	4	2	3	2
	Baixados	1	1	2	0	2
Falências	Distribuídos	1721	1248	1036	802	490
	Baixados	1356	1314	1150	932	615

Comarca: BETIM

		1996	1997	1998	1999	2000
Concordata Preventiva	Distribuídos	2	1	0	0	0
	Baixados	0	0	0	1	1
Concordata Suspensiva	Distribuídos	0	0	0	0	0
	Baixados	0	0	0	0	0
Falências	Distribuídos	96	63	63	56	33
	Baixados	56	44	57	52	46

Comarca: CONTAGEM

		1996	1997	1998	1999	2000
Concordata Preventiva	Distribuídos	1	3	5	2	3
	Baixados	1	3	6	7	11
Concordata Suspensiva	Distribuídos	0	0	0	1	0
	Baixados	0	0	0	0	0
Falências	Distribuídos	460	228	296	191	107
	Baixados	176	317	435	267	301

Total de Distribuição no estado de Minas Gerais *

		1996	1997	1998	1999	2000
Concordata		1419	892	982	722	368
Falência		3626	2572	2461	1848	1270
Total		5045	3464	3443	2570	1638

* Representando 62% do movimento informatizado no Estado de Minas Gerais.

Fonte.: Seplan/Deest - Departamento de Estatística do Tribunal de
Justiça do Estado de Minas Gerais.

Obtiveram-se os dados referentes aos processos distribuídos e aos baixados, mas não foi possível, pela falta de controle por parte do órgão competente, obter a quantidade de processos em andamento nas varas do Estado. Não comprometeu a pesquisa esse fato, pois foi essa a situação real verificada. A representatividade desses dados, em relação ao total estadual, está disposta na tabela seguinte.

Representatividade de cada município em relação ao total estadual					
	1996	1997	1998	1999	2000
Belo Hte					
Concordata	0,42%	0,90%	1,22%	0,97%	2,17%
Falência	47,46%	48,52%	42,10%	43,40%	38,58%
Betim					
Concordata	0,14%	0,11%	0,00%	0,00%	0,00%
Falência	2,65%	2,45%	2,56%	3,03%	2,60%
Contagem					
Concordata	0,07%	0,34%	0,51%	0,42%	0,82%
Falência	12,69%	8,86%	12,03%	10,34%	8,43%
Concordata	0,63%	1,35%	1,73%	1,39%	2,99%
Falência	62,80%	59,84%	56,68%	56,76%	49,61%

Observe-se que o volume de concordatas não é representativo, mas demonstra a situação de escassez de empresas que solicitaram a concordata nesse período.

Em função disso, indagou-se, aos juízes responsáveis pelas Varas de Falências e Concordatas, qual o motivo de haver mais processos de falência do que de concordata.

Além da afirmação geral de já se encontrarem, as empresas, em situação tal que a concordata seria mera postergação (procrastinação) da falência,

destacou-se a característica do uso do instrumento legal da falência como meio de coação para fins de cobrança.

Como é possível seu uso para solicitar o pagamento de quaisquer montantes de dívidas, muitos credores o usam, ao invés da execução judicial, por ser uma medida de maior impacto. Alguns juízes procuraram acabar com essa prática em suas Varas, enquanto outros a mantiveram, por entenderem ser esse um direito dos credores (usar o recurso legal máximo a seu dispor).

Outro fator levantado foi a falta de conhecimento, por parte dos empresários, do instrumento da concordata, desconhecimento este aliado à falta de procura por profissionais capacitados tecnicamente (advogados e contadores), para avaliar suas possibilidades legais e econômicas⁷⁹.

Apesar desse fator limitante, a pesquisa de campo logrou êxito, conseguindo compor um banco de dados com 52 registros de dezoito empresas que se encontravam em situação de concordata ou de falência decretada. Algumas empresas solicitaram, em sua petição inicial, a concordata preventiva, mas, após avaliação por parte do juízo, não a obtiveram, sendo decretada a falência das mesmas. Como haviam entrado com o pedido inicial de concordata preventiva, foi possível adquirir suas demonstrações contábeis.

⁷⁹ Essas são as opiniões dos juízes entrevistados, transcritas resumidamente após a entrevista pelo autor. Os nomes dos juízes estão dispostos no Apêndice C.

Duas simulações foram feitas a partir dos dados coletados: a primeira foi a de avaliar a capacidade dos modelos de prever as empresas que conseguiriam findar, com sucesso, o processo da concordata e continuar seus negócios, e daquelas que não. Este foi o teste da “validade” dos modelos originais propostos, verificando se ainda mantinham sua capacidade de discriminação. A segunda foi o desenvolvimento de um modelo misto ou híbrido, a partir dos modelos analisados, usando o banco de dados das empresas em má situação, conjugado com outro banco de dados de empresas em boa situação.

7.1- Capacidade preditiva dos modelos brasileiros

Apresentam-se, a seguir, os resultados obtidos na primeira simulação realizada, para a qual se avaliou a previsão de cada modelo em cada um dos anos das demonstrações coletadas.

Após isso, obteve-se uma média de avaliação geral para cada empresa e confrontou-se o resultado previsto com a situação atual de cada uma.

Avaliação dos modelos quanto à expectativa de cumprimento da concordata								
Código da Empresa	Ano	Kanitz	Altman1	Altman2	Elisabetsky	Pereira	Avaliação Anual	Avaliação Geral
2	1994	1	1	1	1	-1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Cumprirá a Concordata</i>
	1995	1	1	1	1	1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1996	1	1	1	1	-1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1997	1	1	1	1	-1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1998	1	0	1	1	-1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1999	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
4	1999	1	0	1	1	-1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Indefinido</i>
	2000	1	0	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
5	1993	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1994	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
	1995	-1	0	1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
	1996	-1	0	1	-1	1	<i>Indefinido</i>	
	1997	0	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
	1998	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
6	1995	1	1	1	-1	1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1996	1	-1	-1	-1	1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
	1997	1	0	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
	1998	1	-1	-1	-1		<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
7	1999	1	1	1	1	1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Cumprirá a Concordata</i>
	2000	1	1	1	-1	1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	
8	1996	1	-1	-1			<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1997	-1	0	1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
9	1996	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1997	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
	1998	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
10	1997	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1998	1	-1	-1	-1	1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	

Legenda: (-1) Não cumprirá; (0) Indefinido; (1) Cumprirá.

Avaliação dos modelos quanto à expectativa de cumprimento da concordata								
Código da Empresa	Ano	Kanitz	Altman1	Altman2	Elisabetsky	Pereira	Avaliação Anual	Avaliação Geral
11	1997	1	0	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
12	1998	1	-1	1	-1	1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1999	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
13	1997	0	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1998	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
14	1998	1	1	1	1	1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Cumprirá a Concordata</i>
	1999	1	1	1	-1	1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	2000	1	0	-1	-1	1	<i>Indefinido</i>	
15	1997	1	-1	1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1998	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
16	1998	1	1	1	1	-1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Cumprirá a Concordata</i>
17	1994	1	1	1	1	-1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Cumprirá a Concordata</i>
	1995	1	1	1	1	1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1996	1	0	-1	1	-1	<i>Indefinido</i>	
	1997	1	0	1	1	-1	<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1998	1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
18	1998	-1	-1	-1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
19	1994	1	1	1	1		<i>Cumprirá a Concordata</i>	<i>Cumprirá a Concordata</i>
	1995	1	1	1	1		<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1996	1	1	1	1		<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1997	1	1	1	1		<i>Cumprirá a Concordata</i>	
	1998	-1	-1	-1	-1		<i>Não cumprirá a Concordata</i>	
20	1998	-1	1	1	-1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	<i>Não cumprirá a Concordata</i>
	1999	-1	0	1	1	-1	<i>Indefinido</i>	
	2000	-1	0	-1	1	-1	<i>Não cumprirá a Concordata</i>	

Legenda: (-1) Não cumprirá; (0) Indefinido; (1) Cumprirá.

O resultado final, comparando-se a estimativa com a realidade observada, está disposto na próxima tabela.

COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS ESTIMADOS x VERIFICADOS			Avaliação
Código da Empresa	Estimado	Verificado	
2	Cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	A
4	Indefinido	Concluirá a concordata	I
5	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
6	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
7	Cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	A
8	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
9	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
10	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
11	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
12	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
13	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
14	Cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	A
15	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
16	Cumprirá a Concordata	Falência decretada	E
17	Cumprirá a Concordata	Falência decretada	E
18	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
19	Cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	A
20	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
Quantidade de empresas avaliadas		18	100%
% de Acertos	50%	% de Erros	44%

A = Acertos; E = Erros; I = Indefinido

Verifica-se que os modelos, além de uma classificação que não foi possível, acertaram 50% de suas estimativas, errando em 44% dos casos, o que leva à conclusão de que, praticamente, não há nenhum benefício em utilizá-los.

Essa pode não ser a melhor conclusão, pois o fator **tempo**, que é muito significativo para aqueles modelos, não foi observado, uma vez que não houve novas ponderações de coeficientes dos indicadores que utilizam. Todos os

autores ressaltam que é necessário ponderar novamente os fatores em virtude da defasagem de tempo. Assim, pode-se considerar que a capacidade dos modelos de predizer ainda se mostra significativa e que uma nova ponderação de seus coeficientes pode ser capaz de melhorar a previsão⁸⁰.

7.2- Modelo híbrido desenvolvido na pesquisa

Para desenvolvimento de um modelo único, seguiu-se a premissa de que cada modelo proposto possuía, em seu escopo, um conjunto dos melhores indicadores para se avaliar a solvência de uma empresa.

Não se desenvolveram outros indicadores, por haver dificuldades em se conseguirem demonstrações contábeis com os dados necessários para os cálculos de outros índices de balanço mais significativos ou para melhorar os utilizados pelos modelos.

Optou-se, então, pelo desenvolvimento de um modelo misto a partir dos **próprios indicadores dos modelos avaliados**, obtendo-se uma nova equação formada por seis (6) desses indicadores, selecionados em função de sua capacidade de explicação ou de discriminação (avaliada através do conceito *F to include*), em relação às amostras testadas. Seguiram-se os passos de criação de uma equação discriminante, como descrito no respectivo capítulo.

⁸⁰ Em virtude de se propor um modelo misto a partir dos demais, não se recalcularam os coeficientes de cada um dos modelos. Desejou-se, principalmente, avaliar os modelos em suas proposições originais, para demonstrar o efeito da variável tempo.

O resultado obtido com a simulação foi a seguinte equação discriminante:

$$P2 = 2,037428 + 0,313786 X_3 - 0,072495 X_3^2 - 0,451487 X_{14} \\ - 1,928393 X_{15} + 1,172752 X_{15}^2 - 0,008916 X_{17}^2$$

onde: P2 = escore discriminante da empresa

X_3 = (Ativo circulante – estoques) / Passivo circulante (Kanitz)

X_{14} = Estoques / Ativo total (Elisabetsky)

X_{15} = Exigível a curto prazo / Ativo total (Elisabetsky)

X_{17} = Estoques / Custo do produto vendido (Silva)⁸¹.

As variáveis que compõem a equação podem ser consideradas relevantes em uma análise qualitativa, não demonstrando nenhuma relação inconsistente com a teoria emanada na literatura afim.

Verifica-se que a conta Estoques foi significativa como indicadora, ou melhor, discriminadora entre os grupos. A diferença percentual entre a média dos valores da conta de Estoques dos dois grupos constituídos, das empresas insolventes e das empresas solventes, é de 1.039,4%.

Como já demonstrado, o tempo limita bastante esses modelos. A nova ponderação dos coeficientes os atualiza, mas mantêm a restrição quanto ao uso e suas aplicações: a conta Estoques foi significativa nas empresas aqui utilizadas e serviu como boa discriminadora, mas não quer dizer que será **sempre** importante. Deve-se ter em mente que esse modelo é válido nesse tempo e local, sendo

⁸¹ Observe-se que nenhum coeficiente dos modelos de Altman entrou nessa equação.

necessária cautela no uso de suas generalizações, além do objetivo aqui proposto.

Isso equivale a dizer novamente que a primeira simulação realizada com os modelos em seus formatos originais é limitada, pois pode-se tomar decisões a partir de uma informação distorcida pelos modelos.

Para a construção do modelo misto, os passos seguidos podem ser observados em detalhes no Apêndice B. Primeiramente, procedeu-se à homogeneização do tamanho das amostras, compatibilizando-se seus tamanhos. Em seguida, observou-se a existência de *Outliers*, sendo esses removidos em função de sua dispersão em relação à média, medida pela variação entre valores mínimos e máximos. Saliente-se que esses se apresentaram como dados de empresas ou como as próprias variáveis, como demonstra a planilha com os dados originais da amostra de construção do modelo no referido Apêndice.

Esses foram os procedimentos utilizados para se gerar a primeira simulação, as quais não apresentaram R^2 ajustados maiores que 60%.

Optou-se por retornar com todas as variáveis, desconsiderando-se a existência de *outliers*, avaliando-se, em seguida, as correlações entre variáveis independentes e a dependente e as relações matemáticas mais adequadas para explicar seus relacionamentos.

A amostra final⁸², utilizada para desenvolver o modelo híbrido, é composta por dois grupos (Solventes e Insolventes), cada um com 27 registros das empresas, entre o período de 1993 a 1997.

Esse modelo apresenta três variáveis que foram geradas a partir das variáveis originais, sendo essa situação função de transformações de relações não-lineares em relações lineares. Como se necessita de relações lineares, para uso da AD, as transformações são o meio para se manterem variáveis importantes (correlacionadas) no processo de desenvolvimento do modelo.

A relação matemática observada nas variáveis que possuíam maior correlação com a variável dependente (y) não foi somente a linear. Observou-se que relações polinomiais de 2º grau seriam as mais apropriadas para se trabalhar com algumas dessas. Fazendo-se simples transformações daquelas variáveis, através da elevação de seus respectivos valores ao quadrado, obtiveram-se três novas variáveis, que foram, ou não, assumidas pelo modelo, durante o processo de sua elaboração.

Variáveis	Relações matemáticas			
	Linear (r ²)	Potência (r ²)	Exponencial (r ²)	Polinomial 2º (r ²)
X3	0,2125	0,1760	0,2043	0,3935
X10	0,3274	0,2466	0,3258	0,3526
X14	0,7457		0,7789	0,7491
X15	0,1395	0,2245	0,1396	0,5410
X17	0,1300		0,1217	0,2988
X18	0,1934		0,1828	0,2515

⁸² Encontra-se, entre os apêndices, toda a descrição dos trabalhos realizados para se obter a amostra final, para desenvolvimento do modelo misto aqui apresentado, mostrando-se todos os passos seguidos para obtenção de dados consistentes e coerentes para sua formatação, além dos processos de *Stepwise* desenvolvidos no SPSS®. Detalhes ocorridos durante seu desenvolvimento também são descritos.

Avaliando-se os sinais dos coeficientes dos índices selecionados, verifica-se que aqueles que foram transformados para relações polinomiais modificaram seus sinais em relação à proposição normal. A multicolinearidade⁸³ que existe entre cada uma das formas pode ser responsável por isso, bem como a consideração de um efeito marginal contrário. Considerando-se que a variável X_3 gera um efeito positivo no escore da empresa, indicando a baixa representatividade de seus estoques, sua transformação pode indicar um nível mínimo que seja necessário manter ou a dificuldade de se conseguirem maiores prazos por parte dos fornecedores.

Esse modelo final, obtido a partir do pré-estabelecimento do parâmetro de um valor de F para inclusão igual a 1, atingiu um nível de discriminação, representado por R^2 ajustado, de **70,03%**, sem demonstrar sinais de multicolinearidade, além dos citados anteriormente, entre as variáveis transformadas, conforme teste provido automaticamente pelo *SPSS*[®], com um teste de autocorrelação serial não conclusivo (Teste de Durbin-Watson = 1,31475)⁸⁴, também gerado automaticamente.

Como os dois grupos possuíam o mesmo número de elementos, o ponto de corte foi estabelecido através da média das médias dos escores das empresas, sendo esse de 1,50. O ponto de corte refinado não se mostrou significativamente diferente deste (1,46).

⁸³ Hair, Anderson Tatham & Black (1998:170) dizem que essas transformações introduzem multicolinearidade aos modelos.

⁸⁴ Tanto o desenvolvimento do modelo, quanto desses testes, foram realizados através do *SPSS* (versão 6.0 e 8.0), e as planilhas contendo os mesmos encontram-se no Apêndice B.

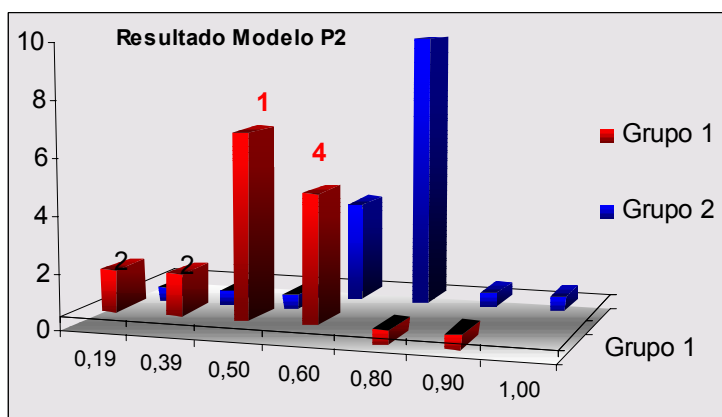
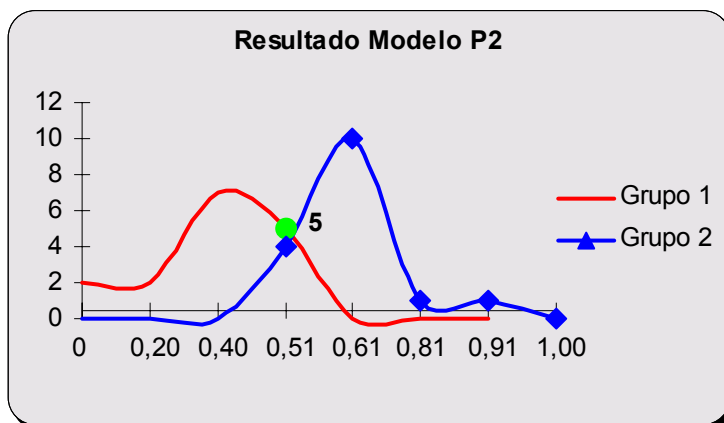
Ao aplicarmos o modelo sob uma amostra de teste⁸⁵, aquele apresentou um nível de acerto de classificações (geral) de 84,38%, atingindo 68,75% no grupo 1, empresas consideradas insolventes, e de 100% no grupo de controle ou de empresas solventes. Na página seguinte dispõe-se o resultado.

⁸⁵ A amostra de teste possuía um total de 32 elementos, também dividida em dois grupos de 16 elementos cada.

Teste do modelo (P2)				
Ano	Empresa	Valor de P Y previsto	Previsão	Resultado
1998	2	1,2037	1	
1998	10	1,2132	1	
1998	15	1,4148	1	
1998	16	1,1927	1	
1998	17	0,8701	1	
1998	18	1,1665	1	
1999	2	1,1828	1	
1999	4	1,5830	2	Erro
1999	7	1,7864	2	Erro
1999	12	1,5347	2	Erro
1999	14	1,4163	1	
1999	20	-2,8456	1	
2000	4	1,7703	2	Erro
2000	7	1,0547	1	
2000	14	1,6952	2	Erro
2000	20	-1,1280	1	
1998	27	1,7703	2	
1998	28	2,0912	2	
1998	29	1,8319	2	
1998	36	2,1256	2	
1998	37	2,9284	2	
1999	27	1,7767	2	
1999	28	2,0416	2	
1999	29	1,8877	2	
1999	31	1,7528	2	
1999	34	1,9411	2	
1999	36	2,0340	2	
1999	37	5,1118	2	
2000	29	1,8079	2	
2000	31	1,6287	2	
2000	34	1,8245	2	
2000	36	1,9958	2	

Média do grupo 1	0,9444
Média do grupo 2	2,1594
Ponto de corte do modelo	1,5000
% de acerto geral	84,38%
% acerto grupo 1	68,75%
n ₁	16
% acerto grupo 2	100,00%
n ₂	16

Os gráficos seguintes demonstram a distribuição dos resultados padronizados, obtidos na utilização do modelo.



O último teste de validade do modelo consistiu em avaliá-lo da mesma maneira que se avaliaram os demais modelos: sua capacidade de prever se a empresa sairia ou não da concordata.

O modelo misto mostrou-se mais eficiente que os demais, tendo um nível de acerto maior e, principalmente, um de erro menor. Isso se deve ao recálculo dos coeficientes de cada índice que compõe esse modelo. Como não se refez o

processo de regressão para os modelos originais, é óbvio que o modelo P2 teria um desempenho melhor.

Ressalte-se, portanto, que a aplicação daqueles modelos em sua proposição original, sem o recálculo dos coeficientes e reavaliação dos índices que os compõem, pode levar a decisões incorretas quando aplicados para alguma finalidade, seja a concessão de crédito, em um processo licitatório ou no (in)deferimento de uma concordata.

COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS ESTIMADOS x VERIFICADOS			Avaliação
Código da Empresa	Estimado P2	Verificado	
2	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
4	Cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	A
5	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
6	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
7	Indefinido	Concluirá a concordata	I
8	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
9	Cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	A
10	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
11	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
12	Cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	A
13	Indefinido	Concluirá a concordata	I
14	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
15	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
16	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
17	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
18	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
19	Não cumprirá a Concordata	Concluirá a concordata	E
20	Não cumprirá a Concordata	Falência decretada	A
Quantidade de empresas avaliadas		18	100%
% de Acertos		56%	% de Erros 33%

A = Acerto; E = Erro; I = Indefinido

Comparando-se o resultado apresentado nessa tabela com aquele apresentado na aplicação do modelo na amostra de teste, verifica-se que a classificação da empresa de número 14 na realidade não está incorreta: a empresa apresenta, através de suas demonstrações contábeis de 2000, que terá condições de se recuperar e sair da concordata, sendo, portanto, correta sua classificação como empresa do Grupo 2 (Solventes).

Verifica-se que o uso do modelo pode subsidiar uma decisão de concessão ou não de concordata, sendo possível medir a solvência de uma empresa regional. Necessário, todavia, que se faça uma nova ponderação de seus coeficientes, em que se optou, nesse trabalho, por uma ponderação que gerasse um modelo misto ou híbrido.

7.3- Avaliação dos dados

Alguns testes já foram realizados, no tocante à validação das premissas básicas⁸⁶ para o uso da Análise Discriminante. Esses testes servem para avaliar os dados utilizados ao se desenvolverem os modelos.

Como frisado no capítulo em que se discutem os modelos brasileiros, alguns não demonstraram em seus estudos os testes de validação dos dados, sobre os quais desenvolveram seus modelos. Apresentam sempre um teste de validação dos acertos de classificações sob uma amostra-teste, como o que foi apresentado. Em virtude de as premissas para o uso da Análise Discriminante serem muito fortes, não se pode apenas desenvolver o modelo como feito nesses estudos e aplicá-lo, o que também, até o momento, foi realizado nesta pesquisa. Há necessidade de se testar se os pressupostos estão sendo atendidos, mesmo que seja após a obtenção do modelo.

⁸⁶ As premissas são normalidade multivariada das variáveis independentes, igual matriz de variância e covariância para os grupos definidos pelas variáveis dependentes, ausência de multicolinearidade entre as variáveis independentes, relações lineares entre todas as variáveis e ausência de valores extremos (*outliers*).

Em relação à última premissa (*outliers*), demonstrou-se que foram retirados, em princípio, em função do nível de dispersão e que, depois, retornaram, não sendo necessárias maiores discussões sobre testes para identificação desses⁸⁷.

Quanto às relações lineares, as transformações necessárias foram realizadas para que se pudesse atender a essa premissa. Verificou-se que o modelo híbrido assumiu três das quatro variáveis transformadas (transformações polinomiais de 2º grau).

A multicolinearidade entre as variáveis independentes foi aspecto de teste automático do programa estatístico utilizado. Segundo seus resultados, considerando valores limites mais rígidos, haveria colinearidade entre as variáveis transformadas e suas originais. A própria transformação pode ser a causadora disso, segundo Hair, Anderson, Tatham & Black (1998:170). Considerando-se valores menos rígidos, como já exposto, a multicolinearidade é descartada.

Ainda sobre a multicolinearidade, deve-se considerar que os dados que estão sendo avaliados são índices gerados a partir das demonstrações contábeis, como o balanço patrimonial, o qual tem como relação algébrica básica a igualdade entre Ativos e Passivos, em outras palavras, $\text{Ativos} = \text{Passivos Exigíveis} + \text{Patrimônio Líquido}$ (Moses & Liao, 1987:29).

⁸⁷ Cabe comentar que, mesmo encontrando-se *outliers*, compete ao pesquisador a decisão de sua remoção ou manutenção (Hair, Anderson, Tatham & Black, 1998:65).

Quando se considera esse aspecto, verifica-se que quaisquer relações obtidas entre as contas e/ou grupos do balanço podem possuir alguma colinearidade entre si, o que não deve ser motivo para suas exclusões, como ressaltado quando se analisou a questão da multicolinearidade nos trabalhos brasileiros. Portanto, a multicolinearidade não pode ser um empecilho para o desenvolvimento de modelos. Por isso os autores anteriores, Moses & Liao (1987), propuseram o uso da Análise Fatorial para resolver esse problema: ao invés de haver três índices de liquidez, haveria apenas um Fator de Liquidez, que agruparia esses índices.

As duas primeiras premissas são as mais importantes para avaliação dos dados utilizados. Como exposto, no caso de violação dessas, o resultado da Análise Discriminante pode ser afetado, tanto no processo de estimação da equação quanto no de classificação dos dados.

A premissa de igual matriz de variância e covariância para os grupos definidos pela variável dependente, caso violada, pode ser resolvida aumentando-se o tamanho das amostras. Nessa pesquisa, utilizaram-se todos os dados disponíveis de empresas obtidos junto às varas judiciais, não possibilitando essa opção em caso de violação.

Hair, Anderson, Tatham & Black (1998:348) afirmam que, caso os grupos sejam de tamanhos aproximadamente iguais, o impacto será mínimo. Como os grupos aqui utilizados possuem o mesmo tamanho, poder-se-ia considerar mínimo o impacto se houvesse a violação. Essa premissa foi avaliada através de um teste de homoscedasticidade, realizado no *SPSS*[®].

O teste aplicado denomina-se **Box's M**, em que se compara o nível de significância gerado neste com o nível estabelecido no processo de geração da função discriminante, sendo este deve ser maior do que aquele obtido no teste.

Utilizando-se do processo automático do *SPSS*[®], encontrou-se um nível de significância igual a zero para o teste, sendo o nível de significância⁸⁸ da função discriminante igual a 0,05. Assim, a hipótese nula de presença de homoscedasticidade foi rejeitada, sendo, portanto, violada a premissa de existência de igualdade de matrizes de covariância e variância.

Test Results

Box's M		351,406
F	Approx.	14,653
	df1	21
	df2	9945,308
	Sig.	,000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

O último teste realizado refere-se à primeira premissa, considerada fundamental quando se utiliza a AD: a **normalidade** multivariada das variáveis independentes. Avalia-se se a curva da distribuição dos dados de cada variável corresponde à curva de uma distribuição normal teórica, que possui características específicas.

O teste é muito simples: consiste em analisar o gráfico da distribuição de cada variável e compará-lo com o gráfico da distribuição normal. Para isso,

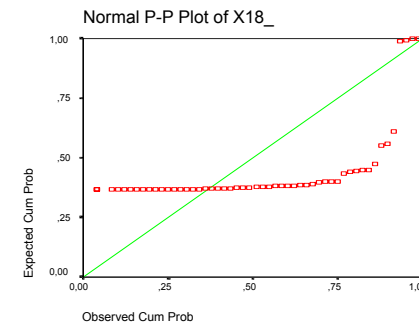
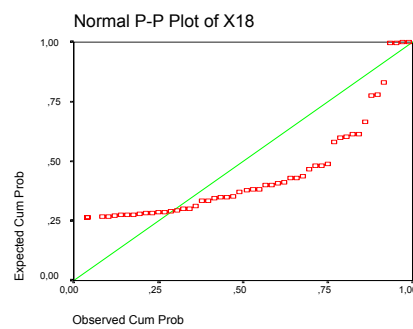
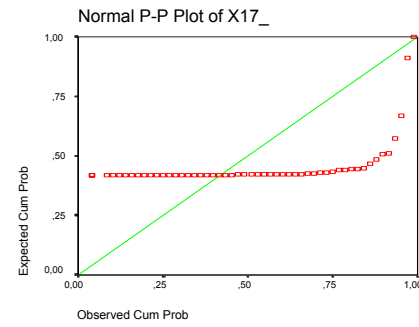
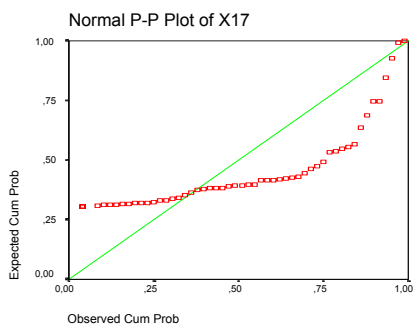
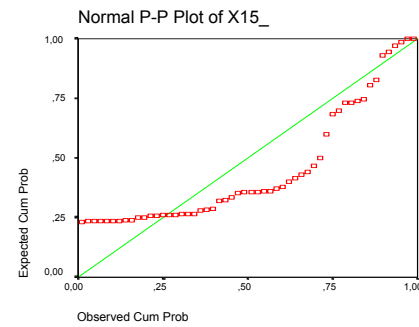
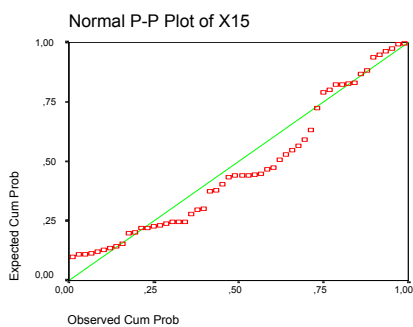
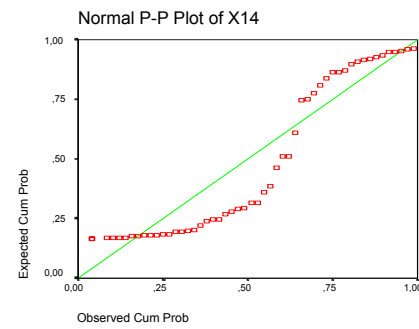
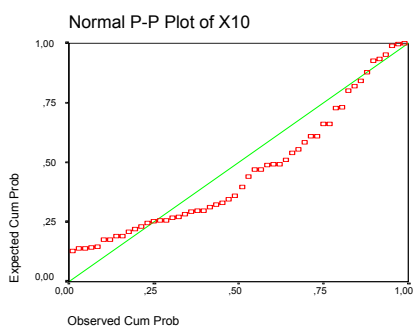
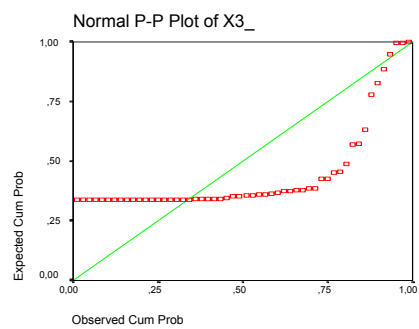
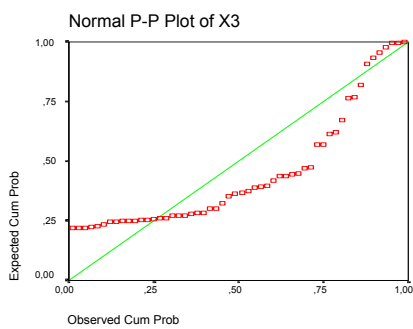
⁸⁸ Para realização desse teste, utilizou-se a função **Discriminant**, disponível no *SPSS*[®], sendo necessário gerar uma nova equação, em que se determinou o nível de significância em 5% e não um valor específico para *F*. Essa equação assumiu as mesmas variáveis que a equação final do modelo híbrido.

utilizou-se de ferramenta específica do *SPSS*[®], que gerou todos os gráficos das variáveis independentes utilizadas durante o processo de construção do modelo. Os gráficos possuem, além da distribuição dos dados das variáveis, outra distribuição que se refere à distribuição normal, possibilitando uma fácil análise através de checagem visual.

A distribuição normal corresponde à linha diagonal, na cor verde, enquanto a distribuição das demais variáveis apresenta-se na cor vermelha, em cada gráfico.

Para que a premissa de normalidade seja aceita, a distribuição dos dados das variáveis deve sobrepor ou acompanhar a distribuição normal apresentada no gráfico; caso contrário, haverá a sua quebra.

A seguir, apresentam-se os gráficos com as plotagens das distribuições.

Análise gráfica da normalidade das variáveis independentes

Diante do critério de análise, verifica-se que nenhuma das variáveis utilizadas no processo de regressão para obtenção da equação discriminante possui distribuição normal. Portanto, a primeira premissa não foi corroborada.

Também foi comprovada a não-normalidade das distribuições através do teste de Jarque-Bera, disponível no *Eviews*[®]. Nenhuma das variáveis atingiu uma estatística teste suficiente que fizesse aceitar-se a hipótese nula de presença de normalidade.

Através desse último programa econométrico, realizaram-se outros testes⁸⁹ para avaliar as premissas aqui discutidas. Os gráficos gerados no *Eviews*[®] também corroboraram a ausência de normalidade. Testes com os resíduos demonstram que há autocorrelação serial, em função da distribuição gráfica desses, melhorando o resultado obtido com o teste de *Durbin-Watson*, que foi afetado pelo pequeno tamanho das amostras. Também se testou a homoscedasticidade, não sendo esta aceita igualmente ao teste realizado através do *SPSS*[®].

Após esses testes, pode-se concluir que o modelo híbrido obtido não é válido? Ou mais ainda, que nenhum dos modelos aqui discutidos são válidos?

Em caso de uma resposta positiva, a resposta ao problema de pesquisa proposto é a de que não é possível prever a solvência de uma empresa através desses modelos, contradizendo a avaliação atingida ao final dos testes com o modelo híbrido.

⁸⁹ Ao final do Apêndice B, encontram-se os resultados desses testes.

Como então justificar o nível de acertos que se obteve com o modelo híbrido, quando aplicado sob a amostra de testes, e também na melhoria que proporcionou na análise das empresas que concluiriam a concordata?

Verifica-se que o modelo possui certo grau de confiabilidade e de capacidade de discriminar, visto os resultados que demonstrou. Esses não podem ser desconsiderados. O mesmo ocorreu com os demais modelos analisados.

A questão, portanto, não é sobre a eficiência dos modelos, mas como esses foram desenvolvidos. A não-observação das premissas básicas invalida **estatisticamente** o uso da técnica de Análise Discriminante, **mas não o uso de modelos matemáticos.**

Para todas as situações de violação das premissas, podem-se utilizar correções, a fim de se obterem dados que possam ser trabalhados com a técnica de Análise Discriminante.

Outliers podem ser retirados, relações não-lineares podem ser transformadas em relações lineares, a multicolinearidade pode ser tratada pela eliminação de variáveis repetitivas ou seu agrupamento em fatores, a heteroscedasticidade pode ser reduzida com o aumento do número de elementos e a normalidade obtida através de transformações logarítmicas ou outra qualquer, e outras alternativas mais para essas situações.

Nesse caso específico, a premissa da normalidade é violada por todas as variáveis, o que leva a se fazerem transformações de todos os dados. Como citado no estudo de Elisabethsky, esse fez algumas transformações, mas a melhoria no resultado do modelo não foi significativa. Considerando-se a proposta

de esses modelos serem utilizados como apoio na decisão de deferimento de uma concordata, é bem provável que os juízes ou seus peritos não queiram fazê-las.

Como dito anteriormente, há necessidade de avaliação dos dados que serão utilizados. O simples teste gráfico da normalidade das variáveis independentes conduziria à adoção da Regressão Logística ao invés da Análise Discriminante, como comentado no capítulo sobre essa última.

Será que o modelo desenvolvido com o uso da Regressão Logística⁹⁰ alcançaria resultado superior ao aqui desenvolvido? Independente de a resposta ser sim ou não, saber-se-ia que fora desenvolvido obedecendo-se a regras estatísticas.

Assim, não se pode concluir que os modelos aqui discutidos não são válidos. A falta de maiores informações sobre os testes realizados pelos autores impede essa conclusão, bem como os resultados de seus testes. O mesmo poderia ocorrer, portanto, com o modelo híbrido que é derivado daqueles. Mas como os dados estão disponíveis e sendo analisados, não se pode generalizar.

Eisenbeis apud Mantovanini (1990:166-168) relaciona dificuldades no uso da Análise Discriminante na área de finanças. Ressalta o problema da distribuição das variáveis, em que se considera que sejam normalmente distribuídas (Teorema do Limite Central), mas que, na prática, “*desvios dessa premissa*” ocorrem mais do que o desejado.

⁹⁰ Por não ser o objetivo do trabalho a discussão de qual a melhor técnica para o desenvolvimento de modelos de previsão, não se realizaram maiores pesquisas sobre Regressão Logística, nem tampouco foi desenvolvido um modelo com essa técnica.

Destaca também Eisenbeis problemas com a premissa da igualdade de matrizes de dispersão (variância e covariância), que é presumida, além de dificuldades de se avaliar a importância relativa das variáveis, erros nas definições de grupos, falta de consideração a priori dos custos de erros nas classificações e uso da própria amostra de construção para validar o modelo. Esses comentários foram realizados em 1977 e, diante do que se observou, continuam válidos.

A consideração final a que se chega é que, como se tratam de modelos, e esses são simplificações da realidade observada, a suposição de que as premissas básicas são satisfeitas não seria de um todo incorreta, salvaguardadas, por exemplo, pelo Teorema do Limite Central. Mas, generalizar suas aplicações para outras finalidades ou situações diferentes das aqui propostas estarão incorretas.

Portanto, além da questão da validade temporal dos modelos, adiciona-se a questão da **limitação de sua aplicabilidade**.

Essa limitação se deve a características como aspectos regionais, setoriais e do principal objetivo desses modelos: a previsão de situações futuras baseada em dados passados.

8- Considerações finais e conclusões

Uma vez que a concordata é concedida para empresas que não possuem capacidade de se manter em condições normais, esta acaba sendo uma forma paliativa de solução do problema de liquidez, e, conseqüentemente, a causa do mau uso dos recursos da economia, pois aqueles credores da concordatária ficam sem poder investir aqueles recursos em suas atividades, conforme proposição de Matias (1992), citada na introdução.

Ao contrário de suas conclusões, foi possível verificar, nesse estudo, que algumas empresas mineiras que entraram em concordata conseguiram cumpri-la e continuar com suas atividades. Implica dizer que não houve mau uso dos recursos.

Diante dessa situação observada em relação à Concordata, há duas considerações a propor através deste estudo, para análises futuras.

A afirmação de Matias (1992) de que as empresas em concordata não lograrão êxito é de difícil generalização. Primeiro, porque existe uma limitação legal em que, caso a empresa cumpra todos os requisitos legais, a concordata pode lhe ser concedida e, segundo, a lei não permite o uso de inferência ou prospecções, na avaliação realizada pelo juiz, nem, tampouco, pelo perito-contador, como motivo da não concessão do pleito.

Viu-se que a utilização de modelos de previsão de insolvência pode conduzir a um certo grau de segurança nessa decisão, e que esses serviriam de

apoio à tomada dessa decisão (deferir ou não a concordata). Portanto, se a concessão pode vir a ocorrer em função apenas do preenchimento de preceitos da Lei, pode-se expor a outra proposição.

Essa segunda proposição é em virtude da alteração da Lei de Falências e Concordatas, através de projeto em tramitação no Congresso Nacional, em que se cria um processo de recuperação econômica (nova denominação dada à concordata suspensiva). A concessão desse processo de recuperação basear-se-á em uma avaliação econômico-financeira da empresa. Nesse caso, os modelos podem servir como mais uma ferramenta de análise prospectiva, a fim de se evitar a incorreta alocação ou a manutenção de recursos econômicos em uma empresa, que não terá capacidade de vencer suas dificuldades. Ressalte-se que a nova legislação terá de lidar com a idéia de análises prospectivas, pois um laudo técnico sobre a capacidade de continuidade da empresa teria de ser nesse molde, mas nenhuma referência quanto a esse aspecto foi percebida no projeto⁹¹ proposto.

Necessita-se de estudos para a verificação da possibilidade de se propor alterações no texto do projeto em relação a isso.

Quanto à consideração feita sobre a não fidedignidade dos balanços, Kanitz considerava possível a previsão de insolvência com base naqueles, sendo isto o relevante e a premissa utilizada nessa pesquisa.

Assim, com as imperfeições das demonstrações e em caso de se solucionarem estas, melhorando a capacidade de evidenciação e de previsão, os

⁹¹ Projeto de Lei nº 4.376/1.993.

dados obtidos nas demonstrações ainda são suficientes e superiores a outras disponibilizadas.

Se não há fidedignidade na contabilidade das empresas, poder-se-á esperar fidedignidade de quaisquer outras fontes por elas produzidas⁹²?

Viu-se que o tempo afeta os modelos e seu grau de precisão, mas não os torna totalmente inviabilizados, como mostraram os resultados obtidos nas simulações com as demonstrações das empresas. Servem como uma base de consideração, em caso de necessidade de uma posição objetiva⁹³.

Para minimizar seus efeitos, é necessário que se façam novas ponderações dos coeficientes, ou, até mesmo, avaliação de novos indicadores. Optou-se por uma metodologia que, a partir dos modelos brasileiros analisados, produzisse um modelo híbrido ou misto que congregasse os melhores indicadores de cada um, atualizando-se seus coeficientes em função de novos dados. Essa metodologia, presumida para a pesquisa, mostrou-se mais prática, uma vez que não se teve de atualizar todos os modelos isoladamente.

A eficiência desse modelo foi avaliada e pode-se considerá-la satisfatória, tanto na capacidade de discriminação entre os grupos, quanto na previsão de cumprimento da concordata.

Diante da questão avaliada nessa pesquisa, de serem ou não os modelos de previsão analisados capazes de prever a solvência de empresas mineiras, a

⁹² Essa discussão não se faz oportuna nessa pesquisa, pois outros aspectos necessitam ser avaliados, e seria motivo para uma nova incursão, mais profunda, nessa questão.

⁹³ Verifique-se, no Apêndice B, quadro comparativo, entre os modelos analisados e os modelos desenvolvidos, com o percentual de acerto de cada um deles na amostra utilizada para teste.

conclusão é de que esses foram capazes de medi-la e de identificar, com satisfatório grau de acerto, aquelas que lograriam êxito na Concordata.

Mas o fato mais importante que se destacou não foi o nível de eficiência, mas sim a avaliação da utilização da Análise Discriminante como ferramenta para se desenvolverem esses modelos.

Pode-se concluir que o uso da Análise Discriminante como ferramenta para construção de modelos de *Credit Scoring* é válido, desde que se observem as premissas para seu uso. Com os dados utilizados para obtenção do modelo misto, verificou-se que esses não satisfaziam àquelas premissas, principalmente à da normalidade multivariada. Portanto, a avaliação dos dados é imprescindível para que se possa desenvolver um modelo **estatisticamente** correto.

Isso quer dizer que **o uso de modelos matemáticos é possível para fins de avaliações ou previsões**, bastando para isso observar qual a melhor técnica a ser utilizada. O modelo misto demonstrou que essa afirmação é verdadeira, uma vez que seu nível de acerto foi considerável, em todos os testes a que foi submetido.

Pode-se inquirir, então, qual tipo de técnica geraria um modelo de maior eficiência, sendo, esse um tema para uma pesquisa de comparação entre aquelas. Além desse, poder-se-ia testar a hipótese de que a utilização de técnicas cada vez mais avançadas traz consigo aumento das complicações e dificuldades em seu uso sem melhoria da eficiência dos modelos.

Diante disso, propõe-se uma consideração final: como são modelos, e esses são simplificações da realidade observada, a suposição de que as

premissas básicas são satisfeitas não seria de um todo incorreta, mas seria imperfeito e inapropriado generalizar suas aplicações para outras finalidades ou situações diferentes das aqui propostas.

Assim, adiciona-se à questão da validade temporal dos modelos a questão da **limitação de sua aplicabilidade**. Essa limitação se deve a características como aspectos regionais, setoriais e do principal objetivo desses modelos, que é o de **prever situações futuras das empresas baseando-se em dados passados**.

Maiores estudos também seriam pertinentes no tocante ao porquê da não utilização, ou melhor, da não-aceitação por parte de analistas de crédito de modelos de previsão, sendo que a concessão de crédito é a mais discutida de suas aplicações. Decorre essa indagação de opiniões obtidas em conversas com alguns analistas e de se saber que as instituições utilizam a análise tradicional de balanços como um dos pontos da análise de crédito.

Também, por falta de perfeito domínio de suas possibilidades (e eventualmente até de sua existência), juízes não utilizam esses modelos como um meio de suporte na tomada de suas decisões, conforme se constatou nas entrevistas realizadas. Com as mudanças pleiteadas na Legislação, como as citadas em proposição anterior, pode-se cogitar incluir mudanças em relação a esse ponto. Se a Lei não permite a utilização de modelos de previsão de situações no futuro, a utilização de modelos matemáticos, baseados em dados passados das empresas pleiteantes da Concordata, serve como ferramenta para validar a “saúde financeira” dessa, sem se contrapor à Legislação. Ressalte-se, mais uma vez, o problema das generalizações no uso desses modelos, além da

consideração de variáveis psico-sociais, as quais questionam a repetição de comportamentos passados no futuro.

Percebe-se, então, que há um espaço para a apresentação de propostas de modelos, não somente que utilizam ferramental estatístico, não dominado por todos, mas de modelos baseados em dados das demonstrações contábeis, de fácil uso e acesso, que visem a auxiliar a Justiça na tomada de decisão que melhor atenda ao bem-estar público. A Demonstração do Valor Adicionado (DVA) poderia ser uma contribuição no tocante à avaliação econômica da empresa, sendo esse outro ponto para futuros estudos.

*“Os modelos existem para serem usados,
não para acreditarmos neles.”*

Henri Theil

9- Referencial bibliográfico

ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*. v.23, n.4, p.589-609, sept, 1968.

_____. Commercial bank lending: process, credit scoring, and costs of errors in lending. *Journal of financial and quantitative analysis*. v. 15, n.4, p.813-832, nov, 1980.

_____ & HALDEMAN, Robert. Corporate credit-scoring models: approaches and tests for successful implementation. *The journal of commercial lending*, p. 10 – 22, maio, 1995.

ANDRADE, Maria Margarida de. *Como preparar trabalhos para cursos de pós-graduação: noções práticas*. 2ª ed., São Paulo: Atlas, 1997.

ASSAF NETO, Alexandre. *Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro*. 4ª ed. São Paulo: Atlas, 1998.

_____. *Mercado financeiro*. São Paulo: Atlas, 1999. 322p.

BEAVER, William H. Alternative accounting measures as predictors of failure. *The accounting review*. p.113-122, jan, 1968.

BECKMAN, Theodore N. & BARTELS, Robert. *Credit and collections in theory and practice*. 6ª ed., McGraw-Hill, 1955.

BLATT, Adriano. *Avaliação de risco e decisão de crédito: um enfoque prático*. São Paulo: Nobel, 1999. 232p.

BORTOLUCI, Lauci R. & KAWAHARA, Lucia. *Orientação bibliográfica*. 2ªed. São Paulo, 1998, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

CAOQUETTE, John B., ALTMAN, Edward I., NARAYANAN, Paul. *Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio financeiro*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999. 489p. Trad. Allan Hastings.

CECCHETTI, Stephen G. The future of financial intermediation and regulation: an overview. *Current Issues in Economics and Finance*, v.5, p. 1-5, maio, 1999.

CONNORS, Mike. Credit scoring: aid to efficiency and professionalism. *Business Credit*, p.51–53, abr, 1988.

COMISKEY, Eugene E. & MULFORD, Charles W. *Guide to financial reporting and analysis*. New York: John Wiley & Sons, 2000.

DRAPER, N.R. & SMITH, H. *Applied regression analysis*. 2th ed., New York: John Wiley & Sons, 1981.

- ECO, Umberto. *Como se faz uma tese*. São Paulo: Perspectiva, 1991. 170p.
- ELISABETSKY, Roberto. *Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial*. São Paulo, 1976. 190p. Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.
- FORTUNA, Eduardo. *Mercado financeiro: produtos e serviços*. 10º ed. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1997. 366p.
- FRANÇA, Júnia Lessa., BORGES, Stella M., VASCONCELOS, Ana C., MAGALHÃES, Maria Helena de A. *Manual para normalização de publicações técnico-científicas*. 4ª ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 1999. 213p.
- GIL, Antônio Carlos *Métodos e técnicas de pesquisa social*. São Paulo: Atlas, 1995.
- _____. *Projetos de pesquisa*. 3ª ed. São Paulo: Atlas, 1996. 159 p.
- GITMAN, Lawrence J. *Princípios de administração financeira*. 7ª ed. São Paulo: Harbra, 1997. 841p.
- GUERREIRO, Reinaldo. *Modelo conceitual de sistema de informação de gestão econômica: uma contribuição à teoria da comunicação da contabilidade*. São Paulo, 1989. Tese (Doutorado), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.
- HAIR, Joseph F., ANDERSON, Rolph E., TATHAM, Ronald L. et.al. *Multivariate data analysis*. 5ª ed., New Jersey : Prentice-Hall, 1998.
- HALE, Roger H. *Credit analysis: a complete guide*. New York: John Wiley & Sons, 1983.
- HELLWIG, Martin F. Financial intermediation with risk aversion. *The Review of Economics Studies*. v.67, p.719-742, out, 2000.
- HENDRIKSEN, Eldon S. & VAN BREDA, Michael F. *Teoria da Contabilidade*. São Paulo: Atlas, 1999. 550p. Trad. Antonio Zoratto Sanvicente.
- IUDÍCIBUS, Sérgio de. *Teoria da Contabilidade*. 5ª ed. São Paulo: Atlas, 1997. 330p.
- KACHIGAN, Sam Kash. *Multivariate statistical analysis: a conceptual introduction*. 2ª ed. New York: Radius Press, 1991.
- KANITZ, Stephen Charles. *Como prever falências*. São Paulo: McGraw-Hill, 1978. 176p.
- _____. *Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência na pequena e média empresa brasileira*. São Paulo, 1976. 187p.

Tese (Livre-Docência), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

KAPLAN, Robert S. Innovation action research: creating new management theory and practice. *Journal of Management Accounting Research*, vol. 10, p.89-118, jan./mar., 1998.

KELLEY, Anthony Alan. Business credit skills: part 2 – Ratios and decision-making models. *Credit & Financial Management*, Credit Competence, p. 9 – 14, jan, 1986.

LAKATOS, Eva Maria & MARCONI, Marina de Andrade. *Metodologia do trabalho científico: procedimentos básicos, pesquisa bibliográfica, projeto e relatório, publicações e trabalhos científicos*. 2ª ed. São Paulo: Atlas, 1986.

LAMB, Patrick E. Financial disintermediation and asset securitization. *The Secured Lender*. v.52, p.16-?, nov/dez, 1996.

LAPPONI, Juan Carlos. *Estatística Usando Excel 5 e 7*. São Paulo: Ed. Laponi, 1997. 402p.

LAROUSSE CULTURAL. *Dicionário da língua portuguesa*. São Paulo: Nova Cultural, 1992.

LIBBY, Robert. Accounting ratios and the prediction of failure: some behavioral evidence. *Journal of accounting research*. Research reports, p.150-161, Spring, 1975.

LOPES, João do Carmo & ROSSETTI, José Paschoal. *Economia monetária*. 6ª ed. São Paulo: Atlas, 1992. 368p.

MANTOVANINI, João Carlos Labate. *Análise discriminante como instrumento para a concessão de crédito*. São Paulo, 1990. Dissertação (Mestrado), Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.

MARCONI, Marina de Andrade & LAKATOS, Eva Maria. *Técnicas de pesquisa: planejamento e execução de pesquisas, amostragens e técnicas de pesquisa, e elaboração, análise e interpretação de dados*. 3ª ed. São Paulo: Atlas, 1996. 231p.

MARTINS, Eliseu *Contribuição à avaliação dos ativos intangíveis*. São Paulo, 1972. Tese (Doutorado), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

_____. *Análise da correção monetária das demonstrações financeiras: implicações no lucro e na alavancagem financeira*. 2ª ed. São Paulo: Atlas, 1984. 157p.

_____ & ASSAF NETO, Alexandre. *Administração financeira: as finanças das empresas sob condições inflacionárias*. São Paulo: Atlas, 1996. 10ª tiragem.

- MARTINS, Fran. *Títulos de crédito*. 13ª ed. Rio de Janeiro: Forense, 1999. vol. I.
- MARTINS, Gilberto de Andrade. Metodologias convencionais e não-convencionais e a pesquisa em administração. *Caderno de pesquisa de Administração*, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, jan, 1995.
- MATARAZZO, Dante Carmine. *Análise financeira de balanços: abordagem básica e gerencial*. 4ª ed., São Paulo: Atlas, 1997.
- MATIAS, Alberto Borges. *O instituto jurídico da concordata no Brasil como instrumento de recuperação econômica e financeira das empresas*. São Paulo, 1992. 87p. Tese (Doutorado), Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.
- MATOS, Orlando Carneiro de. *Econometria básica: teoria e aplicações*. São Paulo: Atlas, 1995. 244p.
- MAVES, George Perfecting prediction. *Marketing Services*, Direct Marketing, p.24–26, ago,1991.
- MOSES, Douglas & LIAO, Shu S. On developing models for failure prediction. *The Journal of Commercial Lending*, p. 27–38, mar, 1987.
- MOURA, Heber José de. *Metodologia multivariada para avaliação do risco de crédito de operações bancárias*. São Paulo, 1995, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.
- PARKINSON, Kenneth L. & OCHS, Joyce R. Using credit screening to manage credit risk. *Business Credit*, p. 23–27, mar, 1998.
- PETERSON, Ann Hayes. Credit scoring. *Credit Union Magazine*, p. 44–50, jan, 1998.
- PINHO, Ruy Rebello & NASCIMENTO, Amauri Mascaro. *Instituições de direito público e privado: introdução ao estudo do direito: noções de ética profissional*. 16ª ed., São Paulo: Atlas, 1990.
- RAGSDALE, Cliff T. *Spreadsheet modeling and decision analysis: a practical introduction to management science*. Course Technology, Inc.,1995.
- _____. *Spreadsheet modeling and decision analysis: a practical introduction to management science*. 3º ed., Course Technology, Inc.,2001.
- ROSS, Stephen A., WESTERFIELD, Randolph W., JAFFE, Jeffrey F. *Administração financeira*. São Paulo: Atlas, 1995. 698p. Trad. Antonio Zoratto Sanvicente.
- ROZO, José Danúbio & BRANDÃO, Claudinei Terra. *Análise discriminante*. Trabalho apresentado na disciplina de Contabilometria (não publicado), Doutorado em Controladoria e Contabilidade, 1999, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.

- RUIZ, João Álvaro. *Metodologia científica: guia para eficiência nos estudos*. São Paulo: Atlas, 1982. 170p.
- SALOMON, Délcio Vieira. *Como fazer uma monografia: elementos de metodologia do trabalho científico*. 6º ed. Belo Horizonte: Interlivros, 1978.
- SANDA, Renê. *Análise discriminante com mistura de variáveis categóricas e contínuas*. São Paulo, 1990. 128p. Dissertação de Mestrado, Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo.
- SCHRICKEL, Wolfgang Kurt. *Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos*. 3º ed. São Paulo: Atlas, 1997. 353p.
- SCHUMPETER, Joseph Alois. *Teoria do desenvolvimento econômico: uma investigação sobre lucros, capital, crédito, juro e o ciclo econômico*. São Paulo: Abril Cultural, 1982, 169p. Tradução Maria Sílvia Possas.
- SICSÚ, Abraham Laredo. *Análise discriminante*. São Paulo, 1975. 107p. Dissertação de Mestrado, Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo.
- SILVA, José Pereira da. *Modelos para classificação de empresas com vistas a concessão de crédito*. São Paulo, 1982, Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas.
- SILVA, José Pereira da. *Gestão e análise de risco de crédito*. São Paulo: Atlas, 1997.
- SINCICH, Terry. *Statistics by example*. 5th ed., New Jersey: Prentice-Hall, 1993.
- SPIEGEL, Murray Ralph. *Estatística: resumo da teoria*. São Paulo: McGraw-Hill, 1977. Tradução Pedro Cosentino.
- STEVENSON, William J. *Estatística aplicada à administração*. São Paulo: Harper Row, 1981, Trad. Alfredo Alves de Farias.
- TRESSLER, Colleen P. Credit scoring: a consumer education perspective. *Credit World*, Consumer Advocacy, p.29–31, jul-ago, 1998.
- VASCONCELOS, Nanci Pereira de. *Aspectos financeiros das empresas industriais do estado de São Paulo, em 1945 e em 1982, e a lei das falências e concordatas*. São Paulo, 1985, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo.
- WESTON, J.Fred & BRIGHAM, Eugene F. *Administração financeira de empresas*. 4ª ed. Rio de Janeiro: Interamericana.
- WINN, Anthea. KISS: keep is simple scorecards. *Credit Management*, p. 28–29, maio, 1998.
- WONNACOTT, Thomas H. & WONNACOTT, Ronald J. *Introdução à estatística*. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 1981. 589p.

10- Apêndices

10.1-Apêndice A

A equação discriminante completa do modelo proposto por Elisabetsky é a seguinte:

$$Z^{94} = 26.763 - 4,39663 x_2 + 3,19343 x_3 - 3,52051 x_5 + 10,43181 x_7 + 0,5395 x_8 - 0,66611 x_9 - 29,87784 x_{10} - 55,07771 x_{11} - 1,97899 x_{12} + 0,28318 x_{13} + 11,181444 x_{14} + 0,32328 x_{15} - 30,66845 x_{17} + 6,15875 x_{18} - 7,15417 x_{19} + 0,00315 x_{20} - 0,3243 x_{21} + 3,46469 x_{22} - 9,57042 x_{23} + 0,27327 x_{29} + 0,10064 x_{30} + 50,97519 x_{31} + 13,70716 x_{32} + 0,15048 x_{33} + 2,96278 x_{35} + 1,77671 x_{36} - 0,12277 x_{37} - 0,365 x_{38}$$

onde:

Z = pontuação ou escore de pontos obtidos

X₂ = índice disponível / vendas

X₃ = índice capital de giro / ativo total

X₅ = índice contas a receber / vendas

X₇ = índice imobilizado total / vendas

X₈ = índice capital de giro / realizável total a curto prazo

X₉ = índice capital de giro / imobilizado total

X₁₀ = índice imobilizado total / ativo total

X₁₁ = índice lucro líquido / ativo operacional

X₁₂ = índice patrimônio líquido / vendas

X₁₃ = índice disponível / exigível a curto prazo

⁹⁴ A fórmula apresentada na página 135 de seu trabalho contém um erro tipográfico, pois insere a variável x₁, a qual não participou das regressões geradas. A variável correta, segundo as planilhas apresentadas no anexo VI, é a x₂.

X_{14} = índice realizável total a curto prazo / vendas

X_{15} = índice capital de giro / imobilizado técnico

X_{17} = índice realizável total / ativo total

X_{18} = índice exigível total / ativo operacional

X_{19} = índice exigível total / ativo total

X_{20} = índice lucro líquido / capital de giro

X_{21} = índice lucro líquido / imobilizado total

X_{22} = índice ativo operacional / ativo total

X_{23} = índice ativo operacional / vendas

X_{29} = índice vendas / ativo total

X_{30} = índice imobilizado total / realizável a curto prazo

X_{31} = índice lucro líquido / ativo total

X_{32} = índice lucro líquido / vendas

X_{33} = índice disponível / imobilizado total

X_{35} = índice contas a receber / ativo total

X_{36} = índice estoques / ativo total

X_{37} = índice exigível a curto prazo / ativo total

X_{38} = índice realizável total / exigível total

10.2-Apêndice B

Neste apêndice, apresentam-se os procedimentos adotados para construção do modelo final proposto, em detalhes.

Desde o ajuste da amostra de desenvolvimento até o processo de Stepwise desenvolvido no SPSS, procura-se demonstrar o caminho seguido para se alcançar um modelo que atingisse o melhor nível de discriminação.

1 - Homogeneização do tamanho dos grupos

Grupo Insolvente (1): 28 elementos
Grupo Solvente (2): 36 elementos

Retirada de 7 registros do grupo solvente, assinalados em vermelho.

2 - Retirada de outliers:

valores extremos que por si só já são discriminadores dos grupos, mas que podem ter surgido em função de ausência de dados. Podem ser uma variável independente ou um registro de uma empresa.

Registro de empresas destacadas em fundo amarelo. Uma empresa do grupo 1 e duas empresas do grupo 2.
Grupo 1 = 27 elementos e Grupo 2 = 27 elementos

Variáveis independentes destacadas em azul, avaliadas em função da variação entre valores mínimos e máximos obtidos para cada variável. Quando se depara com valores muito dispersos em relação à média, essas variáveis são retiradas, pois são consideradas outliers, sendo naturalmente discriminantes nas amostras.

Dados das demonstrações de 1993 a 1997

Ano	Empr	y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21
1993	5	1	0,10	0,88	0,02	0,88	13,26	(0,11)	0,07	0,09	0,08	0,55	0,01	0,11	0,00	0,80	0,93	1,00	2,05	0,91	738,66	0,07	37,32
1994	2	1	1,14	1,38	0,76	1,62	1,33	0,30	0,40	0,77	0,75	0,80	0,61	0,05	0,26	0,41	0,48	-	6,87	0,43	2,47E+03	0,58	1,12
1994	5	1	0,03	0,95	0,13	0,95	14,39	(0,05)	0,08	0,01	0,07	0,56	0,00	1,08	0,00	0,77	0,94	1,00	1,59	1,27	3,71E+04	0,00	0,85
1994	17	1	0,40	1,51	0,23	1,51	0,92	0,24	0,39	0,40	1,09	1,62	0,13	0,17	0,07	0,61	0,48	-	0,71	0,16	256,44	0,43	2,07
1994	19	1	0,74	1,56	0,15	1,56	1,57	0,34	-	0,41	0,64	2,35	0,12	-	0,00	0,86	0,61	-	0,62	-	222,83	0,41	2,10
1995	2	1	0,57	1,30	0,53	1,58	1,79	0,30	0,26	0,52	0,56	1,13	0,18	0,50	0,09	0,54	0,52	-	3,19	0,15	754,75	0,73	2,99
1995	5	1	4,70	0,98	0,12	0,90	(101,35)	(0,11)	(0,06)	0,13	(0,01)	2,64	(0,02)	0,30	0,00	0,79	1,01	1,00	0,39	0,29	101,98	0,24	(25,67)
1995	6	1	(0,01)	6,19	6,19	6,19	0,03	0,14	0,02	0,00	35,55	0,09	(0,08)	0,56	0,02	-	0,03	-	-	0,09	-	0,06	1,39
1995	17	1	0,32	1,61	0,15	1,61	1,04	0,31	0,39	0,37	0,97	2,00	0,08	0,03	0,02	0,75	0,51	-	0,68	0,11	175,85	0,56	3,00
1995	19	1	0,10	1,59	0,14	1,59	1,46	0,35	-	0,35	0,69	3,89	0,01	-	0,00	0,86	0,59	-	0,31	-	104,30	0,38	12,51
1996	2	1	0,39	1,61	0,57	1,75	1,27	0,37	0,17	0,23	0,79	1,28	0,14	0,23	0,19	0,57	0,49	-	1,23	0,23	380,92	0,29	3,07
1996	5	1	0,65	0,91	0,19	0,93	(39,32)	(0,06)	(0,09)	0,27	(0,03)	3,03	(0,01)	0,09	0,09	0,70	0,93	-	0,31	0,24	114,84	0,29	(174,96)
1996	6	1	(0,02)	1,00	0,28	1,00	8,62	0,00	(0,00)	0,00	0,12	0,78	(0,00)	0,44	0,19	0,65	0,90	-	1,22	0,89	220,42	0,00	228,79
1996	8	1	0,00	0,99	0,74	0,99	8,14	(0,01)	(0,00)	0,00	0,12	0,00	1,00	0,44	0,61	0,22	0,89	-	6,02E+06	1,60E+07	2,17E+09	0,00	76,50
1996	9	1	(0,02)	0,66	0,68	0,72	0,98	(0,12)	(0,17)	0,10	1,02	0,52	(0,01)	0,00	0,09	0,02	0,44	0,30	0,03	0,01	12,22	(0,09)	10,31
1996	17	1	(0,19)	1,48	0,07	1,49	1,79	0,31	0,07	0,02	0,56	2,01	(0,03)	-	0,02	0,91	0,64	-	0,66	0,16	204,15	(0,04)	(10,81)
1996	19	1	(0,19)	1,69	0,03	1,69	1,22	0,38	-	(0,01)	0,82	5,35	(0,02)	-	0,00	0,91	0,55	-	0,22	-	84,43	(0,01)	(7,10)
1997	2	1	0,08	1,44	0,42	1,54	1,15	0,26	0,19	0,12	0,87	1,22	0,03	0,11	0,14	0,54	0,49	-	0,90	0,13	336,47	0,12	11,68
1997	5	1	0,93	0,71	0,13	0,66	(3,61)	(0,44)	(0,79)	(0,14)	(0,28)	2,96	(0,12)	0,03	0,03	0,69	1,30	-	0,26	0,25	100,02	(0,13)	(4,06)
1997	6	1	0,10	0,99	0,17	0,99	16,61	(0,01)	0,01	0,06	0,06	2,27	0,00	1,98	0,03	0,78	0,94	-	0,44	0,38	111,35	(0,04)	82,39
1997	8	1	1,76	0,91	0,70	0,91	(28,07)	(0,09)	(0,07)	0,08	(0,04)	3,20	(0,02)	0,54	0,69	0,22	1,04	0,47	0,08	0,16	17,96	0,17	(17,00)
1997	9	1	(0,06)	0,51	0,86	0,90	1,20	(0,03)	(0,19)	0,08	0,83	0,70	(0,04)	0,00	0,09	0,01	0,30	0,17	0,02	0,00	8,42	(0,01)	19,46
1997	10	1	(8,42)	0,55	0,28	0,61	35,02	(0,35)	(0,07)	0,00	0,03	1,33	(0,18)	0,01	0,21	0,29	0,88	0,64	0,25	0,24	89,13	0,00	(5,19)
1997	11	1	(0,48)	0,23	0,23	0,23	1,34	(0,44)	0,33	(0,12)	0,75	1,01	(0,20)	0,03	0,07	-	0,57	-	-	0,08	-	(0,12)	(4,88)
1997	13	1	1,00	0,75	0,19	0,75	(5,46)	(0,30)	(0,22)	(0,20)	(0,18)	0,90	(0,25)	0,47	0,19	0,69	1,22	-	0,63	1,05	226,97	(0,20)	(5,67)
1997	15	1	(4,09)	0,61	0,59	0,71	25,05	(0,23)	(0,29)	0,14	0,04	2,46	(0,06)	0,05	0,47	0,10	0,79	0,49	0,04	0,10	16,09	0,19	(8,62)
1997	17	1	(0,01)	1,41	0,14	1,41	2,16	0,28	0,06	0,15	0,46	1,42	(0,00)	-	0,07	0,87	0,68	0,33	1,05	0,12	365,17	0,09	(381,41)
1997	19	1	0,02	1,96	0,23	1,96	0,90	0,45	-	0,08	1,12	4,35	0,00	-	0,00	0,82	0,47	-	0,27	-	99,97	0,09	23,79

Dados das demonstrações de 1993 a 1997

Ano	Empr	y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21	
1994	23	2	0,12	1,20	3,32	4,05		0,99	0,10	0,42	0,06	1,01	0,31	0,20	0,07	0,08	0,02	0,03	-	0,14	0,01	50,91	0,10	4,94
1994	24	2	0,23	1,42	1,64	1,79		0,93	0,25	0,47	0,19	1,08	1,63	0,07	0,69	0,33	0,05	0,32	-	0,06	0,06	40,14	0,12	3,10
1995	23	2	0,12	1,38	0,94	0,97		0,93	(0,02)	(0,07)	0,07	1,07	0,43	0,14	0,00	0,45	0,01	0,48	-	0,04	0,00	17,76	0,11	5,15
1995	24	2	0,19	1,24	1,45	1,61		1,48	0,25	0,16	0,20	0,68	1,78	0,04	0,81	0,42	0,07	0,41	-	0,07	0,09	26,21	0,25	6,16
1995	29	2	0,01	1,18	0,96	1,60		0,43	0,13	0,28	0,08	2,30	0,60	0,02	0,00	0,16	0,14	0,22	-	0,33	0,10	117,83	0,09	4,18
1995	37	2	0,75	0,07	0,00	0,01		(3,78)	(1,18)	(0,32)	0,12	(0,26)	0,06	(3,73)	0,00	0,00	0,00	1,19	-	0,05	0,02	16,58	(0,04)	(8,20)
1995	42	2	0,18	3,54	3,73	4,05		0,16	0,36	0,30	0,21	6,44	1,27	0,12	1,03	0,07	0,04	0,12	-	0,04	0,03	13,65	0,33	0,73
1996	24	2	0,20	1,23	2,03	2,10		1,55	0,36	0,10	0,10	0,64	1,78	0,04	0,67	0,48	0,02	0,33	-	0,02	0,05	14,47	0,14	6,12
1996	25	2	0,10	2,52	2,80	2,84		0,16	0,22	(0,25)	0,11	6,14	0,36	0,23	0,51	0,09	0,00	0,12	-	4,62E+06	0,08	1,66E+09	0,11	1,11
1996	26	2	0,22	1,40	0,83	1,63		1,31	0,26	0,03	0,18	0,77	1,28	0,07	2,74	0,09	0,33	0,41	-	0,33	0,07	117,22	0,21	5,66
1996	27	2	0,06	1,53	1,43	1,93		0,49	0,24	0,33	0,06	2,05	0,65	0,06	0,36	0,16	0,13	0,26	-	0,25	0,03	88,63	0,07	3,86
1996	28	2	0,04	4,07	4,58	6,29		0,15	0,43	0,47	0,06	6,88	0,74	0,05	0,35	0,20	0,14	0,08	-	0,23	0,04	81,38	0,07	1,49
1996	29	2	0,01	1,03	0,83	1,33		0,57	0,08	0,17	0,06	1,76	0,70	0,01	0,01	0,19	0,12	0,24	-	0,20	0,07	77,02	0,06	5,44
1996	32	2	0,05	0,31	0,34	0,54		0,73	(0,09)	0,23	0,05	1,36	0,31	0,09	0,02	0,02	0,04	0,19	0,69	0,17	0,07	61,18	0,06	3,74
1996	33	2	(0,00)	1,83	2,01	2,01		0,28	0,20	0,20	0,00	3,56	1,46	(0,00)	0,46	0,06	-	0,19	-	-	0,01	-	0,01	3,84
1996	37	2	0,59	0,05	0,00	0,01		(2,10)	(1,56)	(0,80)	(0,04)	(0,48)	0,07	(6,69)	0,00	0,00	0,00	1,57	-	0,03	0,02	12,61	(0,03)	(4,46)
1996	38	2	0,09	1,65	3,05	3,38		0,27	0,13	0,10	0,08	3,64	0,46	0,16	0,20	0,01	0,02	0,05	-	0,09	0,02	34,11	0,09	1,63
1996	39	2	3,54	0,37	0,32	0,41		(7,25)	(0,62)	(0,83)	(0,20)	(0,14)	0,76	(0,75)	0,02	0,09	0,09	1,05	1,53	0,11	0,20	38,48	(0,24)	(2,27)
1996	41	2	0,05	1,06	0,78	1,54		2,41	0,26	0,06	0,08	0,42	3,69	0,00	1,00	0,35	0,37	0,49	-	0,11	0,11	40,24	0,08	17,97
1996	42	2	0,12	8,97	6,14	8,95		0,07	0,49	0,28	0,15	15,15	1,37	0,09	1,53	0,04	0,17	0,06	-	0,16	0,01	33,51	0,16	0,44
1996	43	2	(0,05)	1,39	2,09	2,77		1,01	0,40	(0,21)	(0,03)	0,99	1,92	(0,01)	0,23	0,33	0,15	0,23	-	0,14	0,03	50,84	(0,17)	190,48
1997	25	2	0,12	2,77	2,70	2,73		0,19	0,28	(0,11)	0,15	5,23	0,49	0,20	0,90	0,09	0,00	0,16	-	6,10E+06	0,05	1,93E+09	0,16	1,19
1997	26	2	0,14	1,41	1,27	2,64		1,20	0,40	0,07	0,15	0,83	1,22	0,05	2,21	0,12	0,33	0,24	-	0,34	0,09	115,77	0,19	7,94
1997	27	2	0,04	1,21	0,87	1,67		0,56	0,17	0,29	0,04	1,77	0,56	0,04	0,04	0,12	0,20	0,26	-	0,47	0,02	136,05	0,04	5,04
1997	28	2	(0,01)	3,21	4,51	6,86		0,18	0,41	0,45	0,01	5,68	0,69	(0,01)	0,24	0,17	0,16	0,07	-	0,25	0,02	85,01	(0,01)	3,68
1997	29	2	(0,12)	0,86	0,62	1,35		0,76	0,08	0,10	(0,02)	1,32	0,61	(0,11)	0,00	0,13	0,16	0,22	-	0,31	0,11	96,43	0,01	(77,46)
1997	32	2	0,08	0,27	0,35	0,50		1,06	(0,13)	0,22	0,06	0,94	0,25	0,16	0,01	0,02	0,04	0,26	0,72	0,22	0,06	69,41	0,08	4,50
1997	33	2	0,00	1,26	1,28	1,28		0,33	0,06	0,19	0,05	3,05	1,54	0,00	0,27	0,07	-	0,23	-	-	0,01	-	0,08	3,92
1997	36	2	0,12	1,84	2,84	3,73		0,72	0,27	0,13	0,06	1,40	0,24	0,14	0,33	0,07	0,09	0,10	-	0,51	0,12	184,12	0,08	2,30
1997	37	2	0,31	0,05	0,01	0,01		(1,76)	(1,70)	(1,58)	(0,02)	(0,57)	0,10	(3,43)	0,01	0,00	0,00	1,72	-	0,02	0,01	7,10	(0,03)	(7,77)
1997	38	2	(0,11)	3,25	2,27	2,71		0,05	0,07	0,03	(0,10)	20,49	0,39	(0,27)	0,00	0,04	0,02	0,04	-	0,21	0,02	90,73	(0,10)	(1,69)
1997	39	2	0,67	0,30	0,26	0,33		(2,95)	(0,92)	(1,23)	(0,16)	(0,34)	0,85	(0,41)	0,01	0,10	0,09	1,37	1,68	0,11	0,25	38,47	(0,20)	(5,27)
1997	40	2	0,00	0,10	0,67	0,98		0,07	(0,00)	0,14	0,00	13,37	0,01	0,04	0,00	0,00	0,00	0,01	0,15	0,35	0,37	101,36	0,00	0,89
1997	41	2	0,15	1,07	0,58	1,23		3,24	0,15	0,08	0,08	0,31	2,25	0,02	1,00	0,27	0,43	0,67	-	0,22	0,27	62,53	0,09	14,19
1997	43	2	(0,09)	1,29	2,15	3,01		1,21	0,31	(0,19)	(0,04)	0,82	1,65	(0,02)	0,25	0,20	0,13	0,15	-	0,14	0,03	53,25	(0,10)	(43,31)
1997	44	2	(0,02)	0,94	0,72	3,52		0,93	0,14	0,14	0,01	1,07	0,35	(0,03)	0,03	0,01	0,15	0,05	-	0,53	0,06	181,98	0,00	21,81

Grupo		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	
1	Mínimo	-8,4225	0,2297	0,0216	0,2297	-101,3531	-0,4450	-0,7910	-0,2025	-0,2773	0,0880	-0,2489	
	Máximo	4,6954	6,1944	6,1944	6,1944	35,0216	0,4516	0,4041	0,7709	35,5487	5,3520	0,6133	
	μ	-0,0170	1,3110	0,5243	1,3572	-1,6569	0,0631	0,0186	0,1450	1,7520	1,8676	0,0102	
	s	2,1309	1,0697	1,1583	1,0624	24,1713	0,2723	0,2454	0,2148	6,7680	1,2980	0,1551	
	s/m	-125,4154	0,8159	2,2093	0,7828	-14,5885	4,3155	13,2085	1,4809	3,8630	0,6950	15,2541	
	n	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000
	Variação	-156%	2597%	28534%	2597%	-135%	-201%	-151%	-481%	-12922%	5979%	-346%	
2	Mínimo	-0,1184	0,0480	0,0041	0,0055	-3,7835	-1,6968	-1,5804	-0,1555	-0,5689	0,0069	-6,6899	
	Máximo	0,7480	4,0721	4,5790	6,8575	1,5523	0,4323	0,4726	0,2117	20,4928	1,7832	0,1993	
	μ	0,1474	1,3665	1,5588	2,0484	0,1703	-0,0502	0,0323	0,0583	2,9800	0,7412	-0,4861	
	s	0,2131	1,0773	1,3369	1,7463	1,3057	0,5791	0,4884	0,0865	4,5725	0,5555	1,5749	
	s/m	1,4460	0,7884	0,8577	0,8525	7,6656	-11,5312	15,1254	1,4849	1,5344	0,7495	-3,2396	
	n	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000
	Variação	-732%	8392%	112152%	125644%	-141%	-125%	-130%	-236%	-3702%	25725%	-103%	
	Teste T	-0,557896003	-0,196682353	-3,402992118	-2,14313923	-1,881027741	0,638176949	-0,08316695	0,821165015	-1,894759324	4,29895214	1,960668627	
	T tabela	-2,378783392	-2,378783392	-2,378783392	-2,378783392	-2,378783392	2,378783392	-2,378783392	2,378783392	-2,378783392	2,37878339	2,378783392	
	Resultado	Aceita-se Ho	Aceita-se Ho	Rejeita Ho	Aceita-se Ho	Aceita-se Ho	Aceita-se Ho	Aceita-se Ho	Aceita-se Ho	Aceita-se Ho	Rejeita Ho	Aceita-se Ho	
Grupo		X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21		
1	Mínimo	0,0000	0,0000	0,0000	0,0274	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	-0,2025	-381,4132		
	Máximo	1,9761	0,6936	0,9094	1,2962	1,0000	6,8671	1,2692	37135,0520	0,7349	228,7864		
	μ	0,2505	0,1126	0,5613	0,6934	0,2001	0,8903	0,2756	1642,6132	0,1503	-7,5016		
	s	0,4324	0,1585	0,3117	0,2901	0,3409	1,3951	0,3450	7109,4482	0,2393	95,6284		
	s/m	1,7259	1,4068	0,5552	0,4184	1,7033	1,5670	1,2516	4,3281	1,5914	-12,7477		
	n	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	
	Variação	#DIV/0!	15345348527%	#DIV/0!	4637%	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!	#DIV/0!	-463%	-160%	
2	Mínimo	0,0001	0,0012	0,0000	0,0074	0,0000	0,0000	0,0036	0,0000	-0,1952	-77,4648		
	Máximo	2,7440	0,4841	0,3320	1,7165	1,6789	0,5114	0,3741	184,1189	0,3330	7,9445		
	μ	0,3912	0,1332	0,0824	0,3925	0,1199	0,1791	0,0652	62,7457	0,0660	-0,7618		
	s	0,6709	0,1384	0,0939	0,4755	0,3641	0,1470	0,0807	47,9842	0,1071	15,8978		
	s/m	1,7153	1,0386	1,1387	1,2116	3,0367	0,8207	1,2370	0,7647	1,6215	-20,8690		
	n	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	27,0000	
	Variação	3586501%	39828%	#DIV/0!	23165%	#DIV/0!	#DIV/0!	10285%	#DIV/0!	#DIV/0!	-271%	-110%	
	Teste T	-0,695790635	-0,19617509	3,907746317	1,787006383	0,496600828	2,976135326	1,675976594	97,03400146	0,744276021	-3,31621237		
	T tabela	-2,378783392	-2,378783392	2,378783392	2,378783392	2,378783392	2,378783392	2,378783392	2,378783392	2,378783392	-2,37878339		
	Resultado	Aceita-se Ho	Aceita-se Ho	Rejeita Ho	Aceita-se Ho	Aceita-se Ho	Rejeita Ho	Aceita-se Ho	Rejeita Ho	Aceita-se Ho	Rejeita Ho		

Matriz de correlação entre as variáveis (amostra final a)

	y	X1	X5	X6	X7	X8	X11	X14	X16	X17	X19	X20	X21
y	1,000												
X1	0,055	1,000											
X5	0,054	-0,704	1,000										
X6	-0,127	0,032	0,048	1,000									
X7	0,018	-0,016	0,066	0,806	1,000								
X8	-0,261	0,134	-0,052	0,397	0,376	1,000							
X11	-0,220	-0,051	0,025	0,807	0,589	0,221	1,000						
X14	-0,727	0,159	-0,135	0,284	0,041	0,274	0,224	1,000					
X16	-0,115	-0,040	-0,152	-0,278	-0,299	-0,200	0,066	0,068	1,000				
X17	-0,343	0,127	0,072	0,190	0,212	0,641	0,184	0,327	0,026	1,000			
X19	-0,158	0,005	0,127	-0,003	0,034	-0,029	0,042	0,204	0,330	0,209	1,000		
X20	-0,226	0,149	-0,132	0,440	0,395	0,927	0,255	0,274	-0,194	0,508	-0,046	1,000	
X21	0,050	-0,028	0,206	-0,017	0,032	-0,083	0,015	-0,122	-0,072	0,019	0,009	-0,067	1,000

Avaliando-se a matriz de correlação, algumas variáveis demonstram correlação alta (positiva ou negativamente), o que pode gerar problemas de multicolinearidade. Havendo a multicolinearidade, o poder explicativo da equação é afetado, pois a inclusão de novos regressores não aumenta a capacidade da equação como um todo, que foi o observado quando se reduziu o valor de F para inclusão.

1) Dois modelos, com intervalos de confiança de 90% e 95%,
levando-se a obter modelos com poder discriminante de 54% e 52%,
respectivamente.

Resultado do Stepwise

11 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Intervalo de confiança=95%

Page 1

>Warning # 9431. Text: codigo_emp changed to CODIGO_E
>A long variable name was truncated to 8 characters.

Data written to the working file.

15 variables and 54 cases written.

Variable: ANO Type: Number Format: F8.2
Variable: CODIGO_E Type: Number Format: F17.2
Variable: Y Type: Number Format: F7.2
Variable: X1 Type: Number Format: F11.5
Variable: X5 Type: Number Format: F10.5
Variable: X6 Type: Number Format: F10.5
Variable: X7 Type: Number Format: F10.5
Variable: X8 Type: Number Format: F12.5
Variable: X11 Type: Number Format: F10.5
Variable: X14 Type: Number Format: F10.5
Variable: X16 Type: Number Format: F10.5
Variable: X17 Type: Number Format: F10.5
Variable: X19 Type: Number Format: F11.5
Variable: X20 Type: Number Format: F17.5
Variable: X21 Type: Number Format: F10.5

11 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Page 2

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Pairwise Deletion of Missing Data

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Block Number 1. Method: Stepwise Criteria PIN ,0500 POUT ,1000
X1 X11 X14 X16 X17 X19 X20 X21
X5 X6 X7 X8

Variable(s) Entered on Step Number

1.. X14

Multiple R ,72745

R Square ,52918
Adjusted R Square ,52013
 Standard Error ,34962

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	1	7,14398	7,14398
Residual	52	6,35602	,12223

F = 58,44648 Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-1,104949	,144532	-,727450	1,000000	1,000	-7,645
(Constant)	1,855667	,066542				27,887

----- in -----

Variable Sig T

X14 ,0000
 (Constant) ,0000

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X1	,175438	,252422	,974674	1,026	,974674	1,863	,0682
X11	-,060465	-,085879	,949791	1,053	,949791	-,616	,5409
X16	-,065998	-,095961	,995375	1,005	,995375	-,688	,4943
X17	-,117892	-,162368	,893074	1,120	,893074	-1,175	,2454
X19	-,010057	-,014348	,958344	1,043	,958344	-,102	,9188
X20	-,028451	-,039875	,924844	1,081	,924844	-,285	,7768
X21	-,039064	-,056508	,985192	1,015	,985192	-,404	,6878
X5	-,044689	-,064534	,981782	1,019	,981782	-,462	,6462
X6	,086932	,121481	,919413	1,088	,919413	,874	,3862
X7	,048035	,069946	,998313	1,002	,998313	,501	,6187
X8	-,066580	-,093329	,925136	1,081	,925136	-,669	,5062

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions	
		Index	Constant	X14	
1	1,69914	1,000	,15043	,15043	
2	,30086	2,376	,84957	,84957	

End Block Number 1 PIN = ,050 Limits reached.

11 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Page 4

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Residuals Statistics:

	Min	Max	Mean	Std Dev	N
*PRED	,8508	1,8557	1,5000	,3671	54
*RESID	-,8557	,5111	,0000	,3463	54
*ZPRED	-1,7683	,9688	,0000	1,0000	54
*ZRESID	-2,4475	1,4620	,0000	,9905	54

Total Cases = 54

Durbin-Watson Test = 1,04860

(não conclusivo)

11 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Page 5

Resultado do Stepwise

Intervalo de Confiança=90%

Arquivo: c:\spsswin\trabalho\amostr1b.sav

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Pairwise Deletion of Missing Data

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Block Number	1.	Method:	Stepwise	Criteria	PIN	,1000	POUT	,2000
X1	X11	X14	X16	X17	X19	X20	X21	
X5	X6	X7	X8					

Variable(s) Entered on Step Number

1.. X14

Multiple R ,72745
 R Square ,52918
 Adjusted R Square ,52013
 Standard Error ,34962

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	1	7,14398	7,14398
Residual	52	6,35602	,12223

F = 58,44648 Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-1,104949	,144532	-,727450	1,000000	1,000	-7,645
(Constant)	1,855667	,066542			27,887	

----- in -----

Variable Sig T

X14 ,0000
 (Constant) ,0000

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X1	,175438	,252422	,974674	1,026	,974674	1,863	,0682
X11	-,060465	-,085879	,949791	1,053	,949791	-,616	,5409
X16	-,065998	-,095961	,995375	1,005	,995375	-,688	,4943
X17	-,117892	-,162368	,893074	1,120	,893074	-1,175	,2454
X19	-,010057	-,014348	,958344	1,043	,958344	-,102	,9188
X20	-,028451	-,039875	,924844	1,081	,924844	-,285	,7768
X21	-,039064	-,056508	,985192	1,015	,985192	-,404	,6878
X5	-,044689	-,064534	,981782	1,019	,981782	-,462	,6462
X6	,086932	,121481	,919413	1,088	,919413	,874	,3862

X7	,048035	,069946	,998313	1,002	,998313	,501	,6187
X8	-,066580	-,093329	,925136	1,081	,925136	-,669	,5062

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions
	Index	Constant	X14	
1	1,69914	1,000	,15043	,15043
2	,30086	2,376	,84957	,84957

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Variable(s) Entered on Step Number
2.. X1

Multiple R ,74779
R Square ,55918
Adjusted R Square ,54190
Standard Error ,34159

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	2	7,54897	3,77448
Residual	51	5,95103	,11669

F = 32,34709 Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X1	,058942	,031638	,175438	,974674	1,026	1,863
X14	-1,147357	,143039	-,755370	,974674	1,026	-8,021
(Constant)	1,865475	,065229				28,599

----- in -----

Variable Sig T

X1 ,0682
X14 ,0000
(Constant) ,0000

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta	In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X11	-,044862	-,065585	,942127	1,061	,920640	-,465	,6441	
X16	-,057137	-,085743	,992691	1,007	,969126	-,609	,5456	
X17	-,133506	-,189411	,887290	1,127	,879023	-1,364	,1787	
X19	-,005116	-,007541	,957595	1,044	,933371	-,053	,9577	
X20	-,048988	-,070521	,913510	1,095	,910516	-,500	,6193	
X21	-,037564	-,056155	,985119	1,015	,960913	-,398	,6925	
X5	,150860	,161200	,503318	1,987	,499674	1,155	,2536	
X6	,089384	,129076	,919246	1,088	,896907	,920	,3618	
X7	,051985	,078212	,997801	1,002	,972773	,555	,5815	
X8	-,084472	-,121819	,916766	1,091	,909853	-,868	,3896	

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions
	Index	Constant	X1	X14
1	1,72369	1,000	,13984	,01860
2	,98273	1,324	,02076	,94699
3	,29358	2,423	,83940	,03440

End Block Number 1 PIN = ,100 Limits reached.

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Residuals Statistics:

	Min	Max	Mean	Std Dev	N
*PRED	,8109	1,9054	1,5000	,3774	54
*RESID	-,8650	,5073	,0000	,3351	54
*ZPRED	-1,8258	1,0742	,0000	1,0000	54
*ZRESID	-2,5324	1,4850	,0000	,9810	54

Total Cases = 54

Durbin-Watson Test = 1,20459

(não conclusivo)

2) Ao invés de intervalos de confiança, adotaram-se valores de F para inclusão e exclusão, em função do número de dados na amostra e as características das variáveis independentes. Os valores de F adotados foram de 2 (F de inclusão) e 1 (F de exclusão), possibilitando o mesmo R^2 ajustado do modelo com intervalo de 90%. Reduzimos o nível de F para 0,002 (F para inclusão) e 0,001 (F para exclusão), o que gerou um modelo com todas as variáveis, mas que continuou com um R^2 ajustado de 54%. No passo 7, encontrou-se o melhor modelo, com 7 variáveis e 58% de poder de discriminação, mas o processo prosseguiu e finalizou com uma equação de poder discriminante menor. Utilizamos outros valores de F, mas o resultado não se alterou.

Antes de testar o modelo obtido em uma amostra separada para testes, realizaram-se mais duas análises.

A primeira consistiu em efetuar o processo com todas as variáveis, retornando com aquelas consideradas *outliers*. Da mesma maneira, fizeram-se simulações com intervalos de confiança de 90% e 95% e com valores estabelecidos para F (2 e 0,002 para incluir e 1 e 0,001 para excluir). Os modelos desenvolvidos foram, respectivamente:

Intervalos de confiança:

90% $P = 1,865475 + 0,058942 x_1 - 1,147357 X_{14}$, com R^2 ajustado de 54%
95% $P = 1,855667 - 1,104949 X_{14}$, com R^2 ajustado de 52%

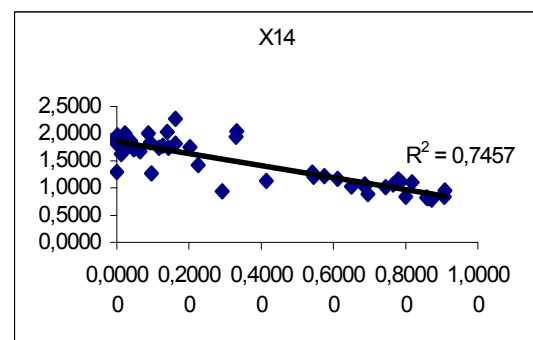
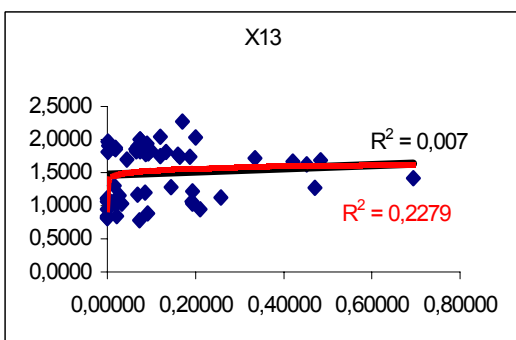
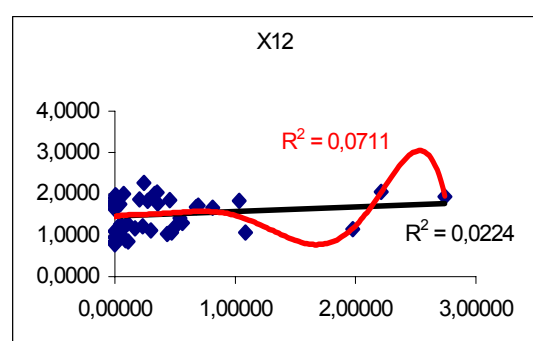
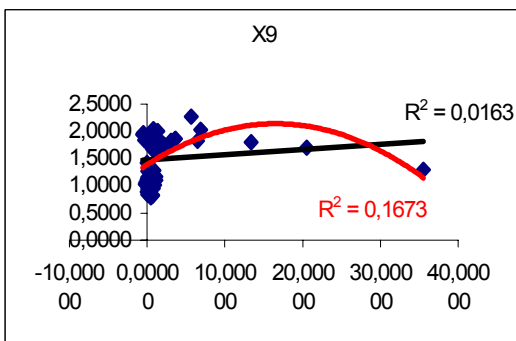
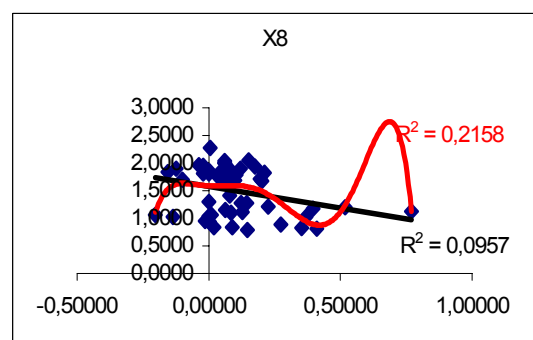
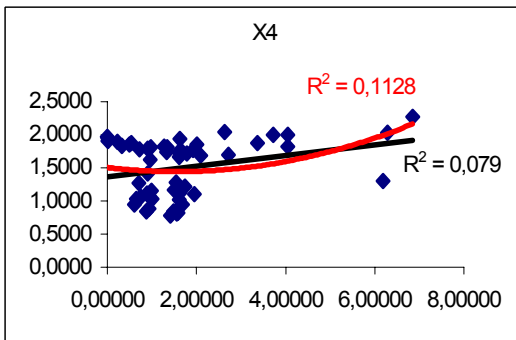
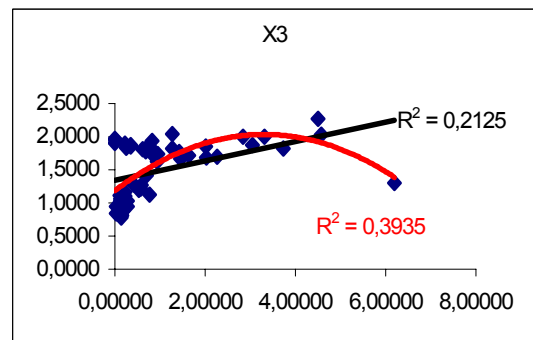
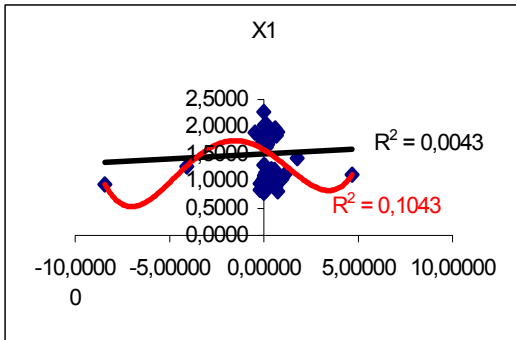
Valores de F

2 $P_1 = 1,914746 + 0,057649 x_1 + 0,157305 x_{12} - 0,468938 x_{13} - 1,724257 x_{14} - 0,401986 x_3 + 0,376196 x_4 - 0,418266 x_8 - 0,015093 x_9$, com R^2 ajustado de 65,8%
 Apenas a variável x_{10} não entrou no modelo, mas ocorreu o problema de a última equação não ser

0,002 a melhor, pois, adotando-se níveis de F muito baixos, todas as variáveis entrariam, mesmo que isso significasse uma perda do poder discriminante. Desconsiderou-se esse modelo.

Em virtude do baixo poder discriminante dos modelos obtidos, interpretado através de R^2 ajustado, realizou-se a segunda análise, a análise gráfica das relações entre cada variável independente e a dependente gerada pelo modelo. Utilizou-se, para esse fim, o modelo desenvolvido com o valor de F igual a 2. Avaliando-se as variáveis que compõem este modelo, testou-se qual seria, além da relação linear utilizada na regressão, outra que melhor identificasse o relacionamento entre variável dependente e variáveis independentes. Identificaram-se outras relações possíveis, que apresentaram R^2 maiores do que a relação linear. Vide os gráficos a seguir.

Variáveis do modelo proposto

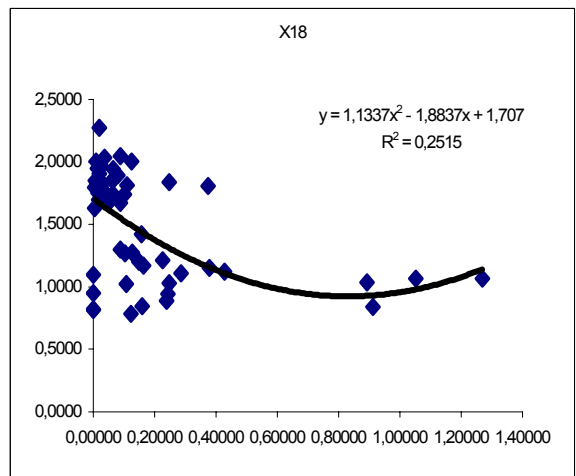
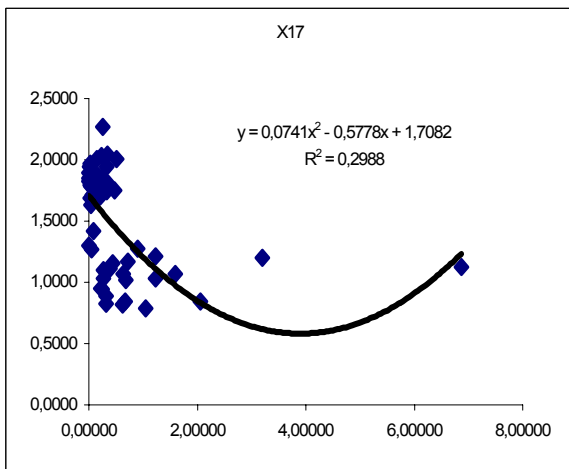
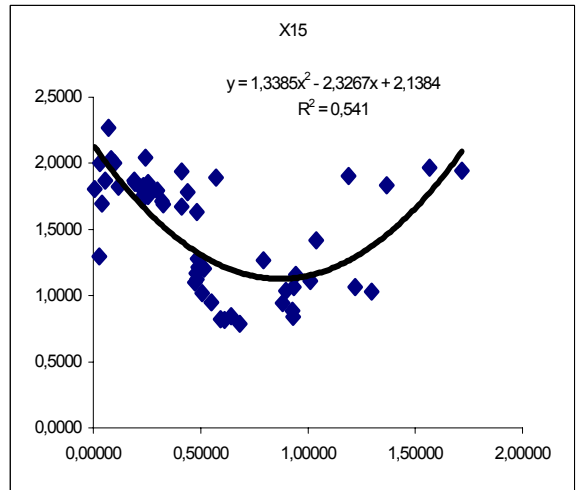
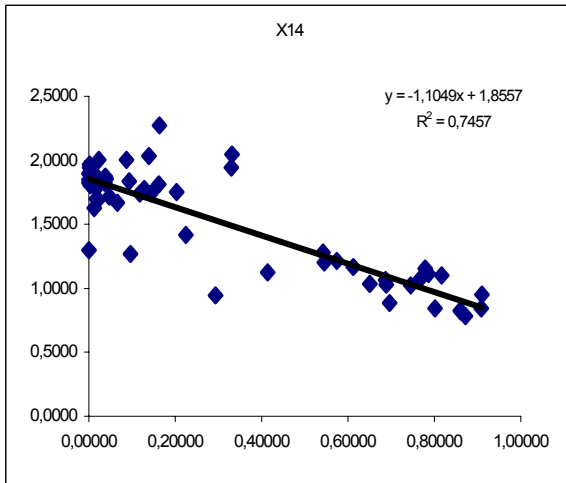
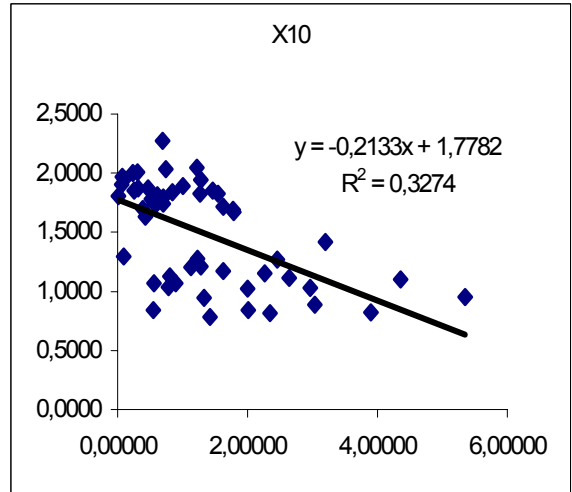
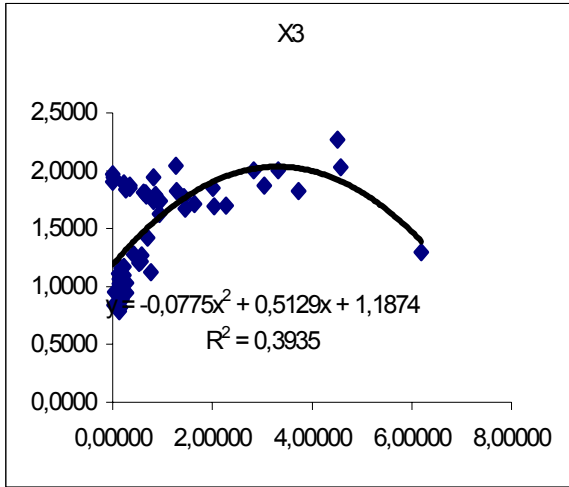


Identificou-se que o uso de relações polinomiais, de 2º, 4º e 6º graus, e de potência, indicaram melhores relacionamentos, aumentando a capacidade preditiva das variáveis. Essas relações são demonstradas pela linha vermelha inserida em cada gráfico, conjuntamente com a linha preta que demonstra a relação linear, ambas acompanhadas dos respectivos R^2 .

A partir da análise das variáveis que possuíam maior correlação com a variável independente (y), fez-se a plotagem gráfica dessas, para identificação das melhores relações matemáticas, construindo-se, em seguida, o modelo através do processo de *Stepwise*, no SPSS®.

Matriz de correlação (amostra final b)	
	y
y	1,000000
X1	0,055227
X2	0,026315
X3	0,388341
X4	0,236743
X5	0,054312
X6	-0,126581
X7	0,018073
X8	-0,260634
X9	0,107703
X10	-0,498380
X11	-0,220431
X12	0,125964
X13	0,070283
X14	-0,727450
X15	-0,362764
X16	-0,115163
X17	-0,343159
X18	-0,393465
X19	-0,158109
X20	-0,225740
X21	0,050035

PRINCIPAIS VARIÁVEIS E IDENTIFICAÇÃO DAS RELAÇÕES EXISTENTES



Optou-se pelas relações lineares quando a diferença entre R^2 não era significativa. Naquelas variáveis, em que o uso de outra relação gerou um R^2 maior, optou-se por esta, sendo a polinomial de 2º grau a utilizada.

Deve-se esta escolha ao fato de se ter de criar, para cada variável em que a relação polinomial fora identificada, uma segunda variável (X_i^2), fazendo com que o modelo aumente o número de suas possíveis variáveis independentes. Com o processo *Stepwise*, foram selecionadas as melhores variáveis em capacidade discriminante.

Adotou-se o valor de F igual a 2 para a inclusão e de 1 para a exclusão. O modelo identificado foi:

$P2 = 1,855667 - 1,104949 X_{14}$, onde R^2 ajustado foi igual a 52%, sendo X_{14} variável do modelo de Elisabestsky (Estoques / Ativo Total).

Verifica-se que o processo só selecionou essa variável, que por si só tem alto poder explicativo na equação. Resolveu-se ajustar o valor de F de inclusão para um nível mais baixo (*F to include* = 1). O modelo final foi:

$$P2 = 2,037428 + 0,313786 x3 - 0,072495 x3^2 - 0,451487 x14 - 1,928393 x15 + 1,172752 x15^2 - 0,008916 x17^2,$$

com um R^2 ajustado de 70,03%.

Avaliação do modelo final P2

Autocorrelação serial

Durbin-Watson Test = 1,31475

Não conclusivo ($d_i < d < d_u$).

Multicolinearidade

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-,451487	,167494	-,297240	,465017	2,150	-2,696
X15	-1,928393	,473134	-1,599599	,036710	27,240	-4,076
X15_	1,172752	,271524	1,490599	,047475	21,064	4,319
X17_	-,008916	,005894	-,115353	,972313	1,028	-1,513
X3	,313786	,122556	,835896	,053050	18,850	2,560
X3_	-,072495	,020325	-,974018	,075824	13,188	-3,567
(Constant)	2,037428	,194258			10,488	

Obs.: a) *Tolerance*: quantidade de variação não explicada por outra variável. Há multicolinearidade quando o valor apresentado é menor que 0,10.

b) VIF: inverso de *Tolerance* ($1 / \text{Tolerance}$). Multicolinearidade quando $VIF > 0,10$.

Verifica-se colinearidade entre as variáveis X3, X3_, X15 e X15_, mas deve-se considerar a derivação polinomial que foi feita (de 2º grau) nessas variáveis, o que explica aquela situação.

<u>Collinearity Diagnostics</u>									
Number	Eigenval	Cond	Variance Proportions						
			Constant	X14	X15	X15_	X17_	X3	X3_
1	3,41370	1,000	,00283	,01191	,00095	,00156	,00531	,00088	,00094
2	1,85389	1,357	,00010	,00559	,00056	,00163	,00159	,00644	,01423
3	,97800	1,868	,00000	,00231	,00024	,00171	,87288	,00000	,00015
4	,52187	2,558	,00233	,25010	,00102	,01800	,10526	,00009	,00175
5	,20460	4,085	,08194	,21930	,00003	,01003	,00695	,00565	,08160
6	,01997	13,073	,19811	,41402	,04583	,13910	,00007	,74297	,80677
7	,00797	20,702	,71469	,09677	,95138	,82797	,00794	,24397	,09457

Considerando-se um limite de 0,30 para o *Conditional Index* (Cond. Index), não se pode afirmar presença de multicolinearidade para nenhuma variável, conforme Hair, Anderson, Tatham & Black (1998:220-221).

O resultado do modelo, nesta amostra, encontra-se a seguir.

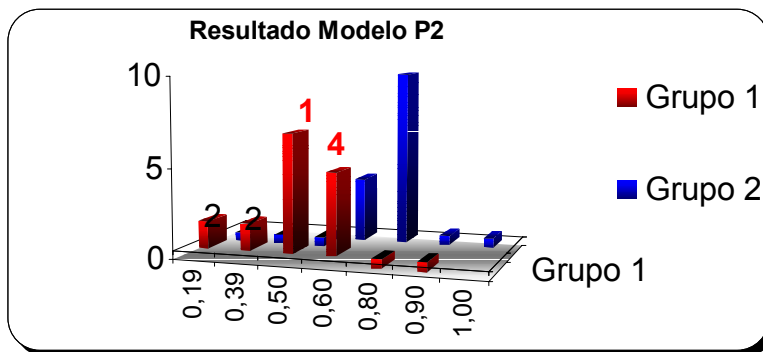
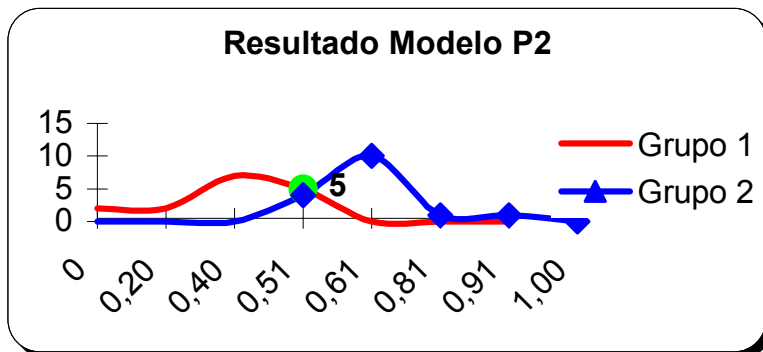
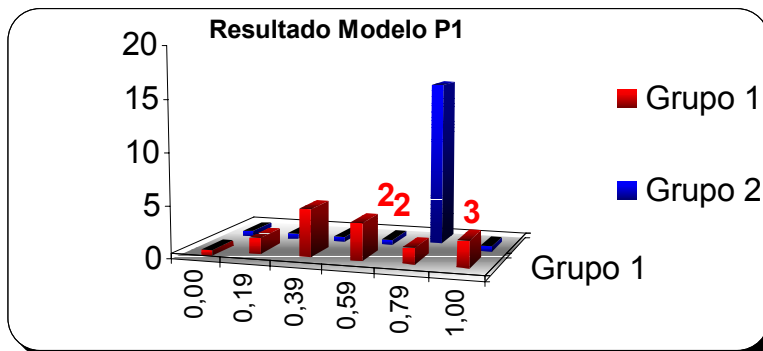
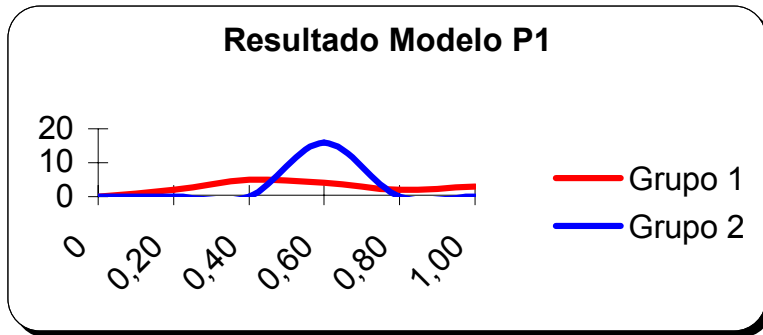
Ano	Empresa	Classificação 1 = Insolvente 2 = Solvente	Valor de P <i>Y previsto</i>	Previsão	
1993	5	1	0,8658	1	
1994	2	1	0,9703	1	
1994	5	1	0,9315	1	
1994	17	1	1,1699	1	
1994	19	1	0,9512	1	
1995	2	1	1,1622	1	
1995	5	1	0,9651	1	
1995	6	1	1,1476	1	
1995	17	1	1,0646	1	
1995	19	1	0,9600	1	
1996	2	1	1,2583	1	
1996	5	1	0,9989	1	
1996	6	1	1,0252	1	
1996	9	1	1,5885	2	<i>Erro</i>
1996	17	1	0,8911	1	
1996	19	1	0,9311	1	
1997	2	1	1,2456	1	
1997	5	1	1,2354	1	
1997	6	1	0,9586	1	
1997	8	1	1,3806	1	
1997	9	1	1,7769	2	<i>Erro</i>
1997	10	1	1,1969	1	
1997	11	1	1,3859	1	
1997	13	1	1,1737	1	
1997	15	1	1,3613	1	
1997	17	1	0,9059	1	
1997	19	1	1,0855	1	
1994	23	2	2,2100	2	
1994	24	2	1,8406	2	
1995	23	2	1,6060	2	
1995	24	2	1,7158	2	
1995	29	2	1,8343	2	
1995	37	2	1,4018	1	<i>Erro</i>
1995	42	2	1,9722	2	
1996	24	2	1,8612	2	
1996	26	2	1,5007	2	
1996	27	2	1,8623	2	
1996	28	2	1,7409	2	
1996	29	2	1,8051	2	
1996	32	2	1,7949	2	
1996	33	2	2,0458	2	
1996	37	2	1,8930	2	
1996	38	2	2,2109	2	
1997	26	2	1,7683	2	

Ano	Empresa	Classificação 1 = Insolvente 2 = Solvente	Valor de P <i>Y previsto</i>	Previsão
1997	27	2	1,7463	2
1997	28	2	1,7759	2
1997	29	2	1,7593	2
1997	32	2	1,7033	2
1997	33	2	1,9350	2
1997	36	2	2,1252	2
1997	37	2	2,1853	2
1997	38	2	2,2930	2
1997	39	2	1,6271	2
1997	40	2	2,1981	2

Média do grupo 1	1,1329
Média do grupo 2	1,8671
Ponto de corte	1,5000
% de acerto geral	94,44%
% acerto grupo 1	92,59%
% acerto grupo 2	96,30%

Graficamente, pode-se verificar a diferença entre os dois modelos gerados, em função do nível de F estabelecido, conforme demonstrado na página seguinte.

Verifique-se a diferença das áreas de sobreposição das distribuições dos grupos (região de dúvida), após a redução do nível do valor de F para inclusão.



O processo de *stepwise*, via *SPSS*[®], está na seqüência, demonstrando a construção dos modelos.

```

F para inclusão = 2
**** MULTIPLE REGRESSION ****

Pairwise Deletion of Missing Data

Equation Number 1   Dependent Variable..  Y

Block Number 1.  Method: Stepwise   Criteria  FIN 2,000  FOUT 1,000
X10  X14  X15  X15_  X17  X17_  X18  X18_
X3  X3_

Variable(s) Entered on Step Number
1..  X14

Multiple R      ,72745
R Square       ,52918
Adjusted R Square ,52013
Standard Error ,34962

Analysis of Variance
      DF      Sum of Squares      Mean Square
Regression    1          7,14398          7,14398
Residual     52          6,35602          ,12223

F =   58,44648      Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable      B      SE B      Beta Tolerance      VIF      T
X14      -1,104949      ,144532      -,727450      1,000000      1,000      -7,645
(Constant)  1,855667      ,066542          27,887

----- in -----

Variable      Sig T
X14          ,0000
(Constant)   ,0000

15 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0
Page 14

```

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X10	-,084998	-,097965	,625420	1,599	,625420	-,703	,4853
X15	-,127991	-,175183	,882013	1,134	,882013	-1,271	,2096
X15_	-,046305	-,066789	,979503	1,021	,979503	-,478	,6347
X17_	-,117892	-,162368	,893074	1,120	,893074	-1,175	,2454
X17_	-,124811	-,180830	,988296	1,012	,988296	-1,313	,1950
X18	-,096164	-,126293	,812048	1,231	,812048	-,909	,3675
X18_	-,045881	-,062250	,866694	1,154	,866694	-,445	,6579
X3	,054659	,070069	,773705	1,292	,773705	,502	,6181
X3_	-,048774	-,067239	,894778	1,118	,894778	-,481	,6324

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions
Index	Constant	X14		
1	1,69914	1,000	,15043	,15043
2	,30086	2,376	,84957	,84957

End Block Number 1 FIN = 2,000 Limits reached.

15 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Page 15

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Residuals Statistics:

	Min	Max	Mean	Std Dev	N
*PRED	,8508	1,8557	1,5000	,3671	54
*RESID	-,8557	,5111	,0000	,3463	54
*ZPRED	-1,7683	,9688	,0000	1,0000	54
*ZRESID	-2,4475	1,4620	,0000	,9905	54

Total Cases = 54

Durbin-Watson Test = 1,04860

F para inclusão = 1

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Pairwise Deletion of Missing Data

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Block Number 1. Method: Stepwise Criteria FIN 1,000 FOUT ,500
 X10 X14 X15 X15_ X17 X17_ X18 X18_
 X3 X3_

Variable(s) Entered on Step Number

1.. X14

Multiple R ,72745
 R Square ,52918
 Adjusted R Square ,52013
 Standard Error ,34962

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	1	7,14398	7,14398
Residual	52	6,35602	,12223

F = 58,44648 Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-1,104949	,144532	-,727450	1,000000	1,000	-7,645
(Constant)	1,855667	,066542				27,887

----- in -----

Variable Sig T

X14 ,0000
 (Constant) ,0000

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X10	-,084998	-,097965	,625420	1,599	,625420	-,703	,4853
X15	-,127991	-,175183	,882013	1,134	,882013	-1,271	,2096
X15_	-,046305	-,066789	,979503	1,021	,979503	-,478	,6347
X17	-,117892	-,162368	,893074	1,120	,893074	-1,175	,2454
X17_	-,124811	-,180830	,988296	1,012	,988296	-1,313	,1950
X18	-,096164	-,126293	,812048	1,231	,812048	-,909	,3675
X18_	-,045881	-,062250	,866694	1,154	,866694	-,445	,6579
X3	,054659	,070069	,773705	1,292	,773705	,502	,6181
X3_	-,048774	-,067239	,894778	1,118	,894778	-,481	,6324

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions
	Index	Constant	X14	
1	1,69914	1,000	,15043	,15043
2	,30086	2,376	,84957	,84957

Variable(s) Entered on Step Number

2.. X17_

Multiple R ,73796
R Square ,54458
Adjusted R Square ,52672
Standard Error ,34721

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	2	7,35182	3,67591
Residual	51	6,14818	,12055

F = 30,49217 Signif F = ,0000

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-1,084439	,144383	-,713947	,988296	1,012	-7,511
X17_	-,009647	,007347	-,124811	,988296	1,012	-1,313
(Constant)	1,862185	,066270				28,100

----- in -----

Variable	Sig T
X14	,0000
X17_	,1950
(Constant)	,0000

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta In	Partial Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X10	-,117244	-,135125	,604922	1,653	,601326	-,964 ,3395
X15	-,133338	-,185420	,880675	1,135	,870368	-1,334 ,1882
X15_	-,054565	-,079857	,975479	1,025	,966248	-,566 ,5736
X17	,085123	,035366	,078614	12,720	,078614	,250 ,8034
X18	-,074216	-,097553	,786859	1,271	,786859	-,693 ,4914
X18_	-,036451	-,050153	,862178	1,160	,861827	-,355 ,7240
X3	,052537	,068470	,773528	1,293	,767688	,485 ,6296
X3_	-,054243	-,075968	,893274	1,119	,887633	-,539 ,5925

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions
	Index	Constant	X14	X17_
1	1,81069	1,000	,12280	,12322 ,06323
2	,88861	1,427	,03776	,03137 ,93603
3	,30071	2,454	,83944	,84540 ,00074

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Variable(s) Entered on Step Number

3.. X15

Multiple R ,74849
R Square ,56024
Adjusted R Square ,53385
Standard Error ,34458

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	3	7,56320	2,52107
Residual	50	5,93680	,11874

F = 21,23251 Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-1,014064	,152690	-,667616	,870368	1,149	-6,641
X15	-,160745	,120476	-,133338	,880675	1,135	-1,334
X17_	-,010026	,007297	-,129716	,986797	1,013	-1,374
(Constant)	1,927318	,081906			23,531	

----- in -----

Variable Sig T

X14 ,0000
X15 ,1882
X17_ ,1756
(Constant) ,0000

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X10	-,123814	-,145101	,603972	1,656	,547932	-1,027	,3097
X15_	1,112151	,410129	,059804	16,721	,053992	3,148	,0028
X17_	,035642	,014975	,077630	12,882	,077630	,105	,9169
X18	-,037163	-,047665	,723436	1,382	,723436	-,334	,7398
X18_	-,006206	-,008463	,817829	1,223	,803418	-,059	,9530
X3	-,035284	-,039268	,544694	1,836	,544694	-,275	,7844
X3_	-,122107	-,161000	,764521	1,308	,753738	-1,142	,2590

15 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Page 20

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions		
	Index	Constant	X14	X15	X17_	
1	2,54136	1,000	,04216	,05300	,04138	,01723
2	,92836	1,655	,00509	,00257	,01094	,96597
3	,32631	2,791	,17617	,94168	,13028	,00871
4	,20397	3,530	,77658	,00274	,81740	,00810

Variable(s) Entered on Step Number

4.. X15_

Multiple R ,79637
R Square ,63421
Adjusted R Square ,60435
Standard Error ,31746

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	4	8,56180	2,14045
Residual	49	4,93820	,10078

F = 21,23895 Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-,669049	,178330	-,440473	,541586	1,846	-3,752
X15	-1,527879	,448268	-1,267373	,053992	18,521	-3,408
X15_	,875002	,277970	1,112151	,059804	16,721	3,148
X17_	-,007766	,006761	-,100471	,975665	1,025	-1,149
(Constant)	2,146995	,102783			20,889	

----- in -----

Variable Sig T

X14 ,0005

X15 ,0013
 X15_ ,0028
 X17_ ,2563
 (Constant) ,0000

15 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Page 21

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X10	-,037358	-,046430	,565029	1,770	,050954	-,322	,7488
X17	,039561	,018225	,077629	12,882	,053961	,126	,9000
X18	-,031793	-,044705	,723231	1,383	,053562	-,310	,7579
X18_	-,007820	-,011693	,817806	1,223	,053844	-,081	,9358
X3	-,254847	-,277159	,432646	2,311	,037156	-1,999	,0513
X3_	-,319102	-,414896	,618379	1,617	,040262	-3,159	,0027

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions			
	Index	Constant	X14	X15	X15_	X17_	
1	3,17571	1,000	,01340	,01834	,00186	,00280	,00682
2	,97908	1,801	,00007	,00247	,00041	,00250	,86616
3	,54671	2,410	,03551	,20475	,00195	,02581	,11785
4	,28594	3,333	,37556	,34583	,00009	,00456	,00041
5	,01255	15,907	,57545	,42862	,99569	,96433	,00875

Variable(s) Entered on Step Number

5.. X3_

Multiple R ,83497
 R Square ,69717
 Adjusted R Square ,66563
 Standard Error ,29184

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	5	9,41186	1,88237

Residual 48 4,08814 ,08517

F = 22,10144 Signif F = ,0000

15 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Page 22

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-,605084	,165184	-,398361	,533449	1,875	-3,663
X15	-2,288163	,477216	-1,898027	,040262	24,838	-4,795
X15_	1,267462	,284133	1,610978	,048373	20,673	4,461
X17_	-,008061	,006216	-,104290	,975444	1,025	-1,297
X3_	-,023750	,007518	-,319102	,618379	1,617	-3,159
(Constant)	2,424284	,128964				18,798

----- in -----

Variable	Sig T
X14	,0006
X15	,0000
X15_	,0000
X17_	,2009
X3_	,0027
(Constant)	,0000

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig T
X10	-,034080	-,046549	,564974	1,770	,038469	-,319	,7508
X17	-,034956	-,017638	,077101	12,970	,040105	-,121	,9043
X18	-,006902	-,010628	,718064	1,393	,039686	-,073	,9422
X18_	,014939	,024469	,812352	1,231	,039961	,168	,8675
X3	,835896	,349863	,053050	18,850	,036710	2,560	,0137

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance	Proportions				
	Index	Constant	X14	X15	X15_	X17_	X3_	
1	3,20734	1,000	,00734	,01746	,00134	,00216	,00657	,00234

2	1,09405	1,712	,00605	,00103	,00042	,00192	,00069	,39609
3	,97756	1,811	,00003	,00277	,00022	,00153	,87592	,00572
4	,52012	2,483	,00500	,28693	,00107	,01792	,10545	,03276
5	,19159	4,092	,29012	,31358	,00003	,01342	,00623	,30080
6	,00934	18,527	,69146	,37822	,99692	,96305	,00514	,26229

15 Sep 01 SPSS for MS WINDOWS Release 6.0

Page 23

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Variable(s) Entered on Step Number

6.. X3

Multiple R ,85688

R Square ,73424

Adjusted R Square ,70032

Standard Error ,27629

Analysis of Variance

	DF	Sum of Squares	Mean Square
Regression	6	9,91226	1,65204
Residual	47	3,58774	,07633

F = 21,64207 Signif F = ,0000

----- Variables in the Equation -----

Variable	B	SE B	Beta	Tolerance	VIF	T
X14	-,451487	,167494	-,297240	,465017	2,150	-2,696
X15	-1,928393	,473134	-1,599599	,036710	27,240	-4,076
X15_	1,172752	,271524	1,490599	,047475	21,064	4,319
X17_	-,008916	,005894	-,115353	,972313	1,028	-1,513
X3	,313786	,122556	,835896	,053050	18,850	2,560
X3_	-,072495	,020325	-,974018	,075824	13,188	-3,567
(Constant)	2,037428	,194258				10,488

Verifica-se colinearidade entre as variáveis X3, X3_, X15 e X15_, mas deve-se considerar a derivação polinomial que foi feita (de 2º grau) nestas variáveis, o que explica aquela situação.

----- in -----

Variable Sig T

X14 ,0097

X15 ,0002

X15_ ,0001
 X17_ ,1371
 X3 ,0137
 X3_ ,0008
 (Constant) ,0000

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

----- Variables not in the Equation -----

Variable	Beta	In	Partial	Tolerance	VIF	Min Toler	T	Sig	T
X10	-,087901	-,125656	,543086	1,841	,034219	-,859	,3948		
X17	-,035891	-,019332	,077100	12,970	,036582	-,131	,8962		
X18	-,023357	-,038295	,714352	1,400	,036037	-,260	,7961		
X18_	-,005015	-,008729	,805294	1,242	,036263	-,059	,9530		

Collinearity Diagnostics

Number	Eigenval	Cond	Variance Proportions					
			Index	Constant	X14	X15	X15_	X17_
1	3,41370	1,000	,00283	,01191	,00095	,00156	,00531	,00088
2	1,85389	1,357	,00010	,00559	,00056	,00163	,00159	,00644
3	,97800	1,868	,00000	,00231	,00024	,00171	,87288	,00000
4	,52187	2,558	,00233	,25010	,00102	,01800	,10526	,00009
5	,20460	4,085	,08194	,21930	,00003	,01003	,00695	,00565
6	,01997	13,073	,19811	,41402	,04583	,13910	,00007	,74297
7	,00797	20,702	,71469	,09677	,95138	,82797	,00794	,24397

	X3_
1	,00094
2	,01423
3	,00015
4	,00175
5	,08160
6	,80677
7	,09457

End Block Number 1 FIN = 1,000 Limits reached.

**** MULTIPLE REGRESSION ****

Equation Number 1 Dependent Variable.. Y

Residuals Statistics:

	Min	Max	Mean	Std Dev	N
*PRED	,8658	2,2930	1,5000	,4325	54
*RESID	-,7769	,5982	,0000	,2602	54
*ZPRED	-1,4664	1,8336	,0000	1,0000	54
*ZRESID	-2,8120	2,1652	,0000	,9417	54

Total Cases = 54

Durbin-Watson Test = 1,31475 Não-conclusivo ($di < d < du$).

Testes realizados no Eviews®

Teste de distribuição normal das variáveis

	X10	X14	X15	X15_2	X17	X17_2	X18	X18_2	X3	X3_2
Mean	1,304	0,322	0,543	0,467	0,535	1,360	0,170	0,101	1,042	2,859
Median	0,952	0,153	0,481	0,231	0,251	0,063	0,084	0,007	0,578	0,334
Maximum	5,352	0,909	1,717	2,946	6,867	4,716	1,269	1,611	6,194	3,837
Minimum	0,007	0,000	0,007	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,004	0,000
Std. Dev.	1,141	0,332	0,419	0,641	1,046	6,529	0,270	0,298	1,344	6,781
Skewness	1,484	0,560	0,890	2,044	4,585	6,614	2,654	3,720	1,991	3,521
Kurtosis	5,199	1,646	3,136	7,084	2,675	4,659	9,611	1,652	6,664	1,650
Jarque-Bera	3,070	6,949	7,169	7,514	1,458	4,669	1,617	5,358	6,590	5,219
Probability	0,000	0,031	0,028	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Observations	54	54	54	54	54	54	54	54	54	54

Eviews

Os valores das probabilidades do teste de Jarque-Bera para todas as variáveis conduzem a rejeição da hipótese de distribuição normal das variáveis independentes.

White Heteroskedasticity Test:

F-statistic	2,12586	Probability	0,042976	
Obs*R-squ	17,86477	Probability	0,057288	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 12/27/01 Time: 22:14				
Sample: 1 54				
Included observations: 54				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic Prob.	
C	0,1196	0,0855	1,3981	0,1693
X3	(0,0927)	0,0788	(1,1756)	0,2462
X3^2	0,0215	0,0229	0,9406	0,3521
X3_2^2	(0,0002)	0,0003	(0,6874)	0,4955
X14	(0,2864)	0,2080	(1,3769)	0,1757
X14^2	0,0134	0,2374	0,0565	0,9552
X15	0,3506	0,2668	1,3144	0,1957
X15^2	(0,2095)	0,2487	(0,8423)	0,4043
X15_2^2	(0,0097)	0,0471	(0,2057)	0,8380
X17_2	(0,0036)	0,0118	(0,3039)	0,7627
X17_2^2	0,0000	0,0003	0,1899	0,8503
R-squared		0,33083	Mean dependent var	0,06644
Adjusted R-squared		0,17521	S.D. dependent var	0,10706
S.E. of regression		0,09723	Akaike info criterion	-1,64382
Sum squared resid		0,40652	Schwarz criterion	-1,23866
Log likelihood		55,38313	F-statistic	2,12586
Durbin-Watson stat		2,26297	Prob(F-statistic)	0,04298

Eviews

Hipótese nula rejeitada, para um nível de 5% e D.F = 10. Esse teste também valida a questão da linearidade, neste caso, rejeitando-a, como já percebido através das transformações realizadas.

Residuos

Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
100.000	0.86583	0.13417	. * .
100.000	0.97034	0.02966	. * .
100.000	0.93153	0.06847	. * .
100.000	116.994	-0.16994	. * .
100.000	0.95124	0.04876	. * .
100.000	116.216	-0.16216	. * .
100.000	0.96508	0.03492	. * .
100.000	114.759	-0.14759	. * .
100.000	106.463	-0.06463	. * .
100.000	0.95996	0.04004	. * .
100.000	125.833	-0.25833	* .
100.000	0.99891	0.00109	. * .
100.000	102.524	-0.02524	. * .
100.000	158.849	-0.58849	* .
100.000	0.89107	0.10893	. * .
100.000	0.93107	0.06893	. * .
100.000	124.559	-0.24559	* .
100.000	123.541	-0.23541	* .
100.000	0.95856	0.04144	. * .
100.000	138.061	-0.38061	* . .
100.000	177.693	-0.77693	* . .
100.000	119.693	-0.19693	. * .
100.000	138.593	-0.38593	* . .
100.000	117.365	-0.17365	. * .
100.000	136.128	-0.36128	* . .
100.000	0.90590	0.09410	. * .
100.000	108.555	-0.08555	. * .
200.000	221.002	-0.21002	. * .
200.000	184.062	0.15938	. * .
200.000	160.600	0.39400	. . *
200.000	171.581	0.28419	. * .
200.000	183.430	0.16570	. * .
200.000	140.178	0.59822	. . *
200.000	197.224	0.02776	. * .
200.000	186.124	0.13876	. * .
200.000	150.065	0.49935	. . *
200.000	186.231	0.13769	. * .
200.000	174.088	0.25912	. * .
200.000	180.511	0.19489	. * .
200.000	179.489	0.20511	. * .
200.000	204.577	-0.04577	. * .
200.000	189.304	0.10696	. * .
200.000	221.085	-0.21085	. * .
200.000	176.826	0.23174	. * .
200.000	174.634	0.25366	. * .
200.000	177.593	0.22407	. * .
200.000	175.926	0.24074	. * .
200.000	170.329	0.29671	. . *
200.000	193.497	0.06503	. * .
200.000	212.522	-0.12522	. * .
200.000	218.530	-0.18530	. * .
200.000	229.297	-0.29297	* . .
200.000	162.706	0.37294	. . *
200.000	219.815	-0.19815	. * .

Correlogram of residuals

Date: 12/27/01 Time: 11:38
 Sample: 1 54
 Included observations: 54

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
. ***	. ***	1	0.335	0.335	63.895	0.011
. ***	. **	2	0.351	0.269	13.550	0.001
. ***	. **	3	0.445	0.327	25.287	0.000
. **	. .	4	0.288	0.058	30.314	0.000
. * .	. **	5	0.089	-0.219	30.801	0.000
. * .	. .	6	0.183	-0.025	32.918	0.000
. **	. **	7	0.256	0.206	37.122	0.000
. .	. .	8	0.026	-0.050	37.166	0.000
. * .	. .	9	0.073	-0.056	37.519	0.000
. .	. **	10	-0.054	-0.300	37.717	0.000
. .	. .	11	0.012	0.058	37.726	0.000
. * .	. .	12	-0.154	-0.039	39.439	0.000
. * .	. .	13	-0.106	0.018	40.276	0.000
. .	. * .	14	0.032	0.155	40.353	0.000
. * .	. * .	15	-0.116	-0.089	41.392	0.000
. * .	. * .	16	-0.170	-0.179	43.705	0.000
. .	. .	17	-0.041	0.045	43.842	0.000
. * .	. * .	18	-0.152	-0.096	45.781	0.000
. **	. * .	19	-0.298	-0.080	53.465	0.000
. * .	. .	20	-0.097	0.026	54.296	0.000
. * .	. * .	21	-0.185	-0.122	57.439	0.000
. **	. .	22	-0.228	-0.021	62.359	0.000
. * .	. .	23	-0.124	0.054	63.851	0.000
. **	. * .	24	-0.210	-0.153	68.291	0.000
. **	. * .	25	-0.233	-0.058	73.950	0.000
. * .	. * .	26	-0.138	0.089	76.004	0.000
. * .	. * .	27	-0.120	0.101	77.626	0.000
. * .	. .	28	-0.115	0.032	79.160	0.000
. .	. * .	29	0.050	0.100	79.460	0.000
. .	. * .	30	-0.027	-0.074	79.549	0.000
. .	. * .	31	0.014	-0.063	79.576	0.000
. * .	. * .	32	-0.060	-0.182	80.074	0.000
. .	. .	33	-0.027	0.035	80.181	0.000
. .	. .	34	-0.017	-0.016	80.226	0.000
. .	. .	35	-0.014	0.030	80.257	0.000
. .	. * .	36	-0.039	-0.101	80.510	0.000
. .	. * .	37	0.041	-0.066	80.803	0.000
. .	. .	38	0.034	0.057	81.023	0.000
. * .	. * .	39	-0.058	0.130	81.689	0.000
. .	. * .	40	0.008	-0.123	81.704	0.000
. .	. .	41	0.010	0.030	81.726	0.000
. .	. * .	42	-0.043	-0.091	82.191	0.000
. .	. .	43	0.035	0.001	82.525	0.000
. .	. * .	44	0.010	-0.091	82.553	0.000
. .	. .	45	0.005	0.018	82.562	0.001
. .	. .	46	0.041	0.004	83.201	0.001
. .	. .	47	-0.005	0.006	83.211	0.001
. .	. .	48	0.026	0.035	83.546	0.001
. .	. * .	49	-0.032	-0.111	84.171	0.001
. .	. .	50	0.007	-0.010	84.210	0.002
. .	. .	51	-0.012	0.043	84.347	0.002
. .	. .	52	0.012	-0.027	84.576	0.003

10.3-Apêndice C

Os juízes entrevistados e as respectivas Varas de Falência e Concordata que presidem estão relacionados a seguir.

- Doutora Márcia de Paoli Balbino, 1ª Vara de Falências e Concordatas de Belo Horizonte.
- Doutor Maurício Barros, 2ª Vara de Falências e Concordatas de Belo Horizonte.
- Doutor Maurício Torres Soares, 1ª Vara de Fazenda Pública, Falências, Concordatas e Registros Públicos de Contagem.

São em número de três as Varas de Falência e Concordata em Belo Horizonte e duas em Contagem (o juiz entrevistado estava respondendo por ambas em Contagem, em virtude de recesso do outro). Além de não possuir nenhuma empresa em concordata, também não foi possível entrevistar os juízes do município de Betim.