

**FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA
MESTRADO EM FINANÇAS E ECONOMIA EMPRESARIAL**

GABRIEL SALGADO PENHA

**Modelagem do Risco de Crédito para Empresas
de Capital Aberto no Brasil**

**Rio de Janeiro
2015**

GABRIEL SALGADO PENHA

MODELAGEM DO RISCO DE CRÉDITO PARA
EMPRESAS DE CAPITAL ABERTO NO BRASIL

Dissertação apresentada a Escola de Pós-
Graduação em Economia da Fundação Getúlio
Vargas como requisito parcial para obtenção do
título de Mestre em Economia Empresarial e
Finanças

Orientador: EDSON DANIEL LOPES GONÇALVES

RIO DE JANEIRO (RJ)

JULHO/2015

Penha, Gabriel Salgado
Modelagem do risco de crédito para empresas / Gabriel Salgado
Penha. – 2015.
51 f.

Dissertação (mestrado) - Fundação Getulio Vargas, Escola de Pós-Graduação em Economia.

Orientador: Edson Daniel Lopes Gonçalves.

Inclui bibliografia.

1. Administração de crédito. 2. Administração de risco. 3. Avaliação de riscos. I. Gonçalves, Edson Daniel Lopes. II. Fundação Getulio Vargas. Escola de Pós-Graduação em Economia. III. Título.

CDD – 332.7



GABRIEL SALGADO PENHA

**“MODELAGEM DO RISCO DE CRÉDITO PARA EMPRESAS
ABERTAS NO BRASIL”**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Profissional em Economia Empresarial e Finanças da Escola de Pós-Graduação em Economia para obtenção do grau de Mestre em Economia Empresarial e Finanças.

Data da defesa: 31/07/2015

ASSINATURA DOS MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Edson D. Lopes Gonçalves', is written over a horizontal line.

Edson Daniel Lopes Gonçalves
Orientador (a)

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Eduardo Lima Campos', is written over a horizontal line.

Eduardo Lima Campos

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Paulo Rogério Faustino de Matos', is written over a horizontal line.

Paulo Rogério Faustino de Matos

Agradecimentos

Primeiramente, gostaria de agradecer à minha família: meus amados pais, Eduardo e Gisele, minha irmã Elisa, minhas inspirações, vô Zé e vó Solange, e meu amor, Paula. Deles recebi o apoio e incentivos necessários para a realização deste desafio.

Aos meus colegas de mestrado e agora amigos que dividiram comigo essa experiência e aos meus demais amigos, pela paciência e compreensão nos períodos de ausência.

Aos professores, que foram de essencial importância para o meu desenvolvimento durante o curso. Ao time da secretária Vitor e Gisele que estavam sempre presentes para nos auxiliar.

E, lógico, ao meu orientador, Edson, pela ajuda e conselhos dados durante a elaboração dessa dissertação.

Resumo

Esse trabalho tem como objetivo estudar a modelagem do risco de crédito, principalmente a questão da insolvência, para empresas abertas. Em um primeiro momento o trabalho analisará o risco de crédito de forma geral. Inclusive, serão abordados os conceitos teóricos para a análise qualitativa, entretanto modelaremos apenas com os dados quantitativos. Trataremos também sobre escolha da base e definiremos a recuperação judicial como indício de *default*. A partir desse ponto abordaremos brevemente a modelagem de crédito e definiremos a técnica do LOGIT para a definição do modelo de solvência. Após a definição das variáveis explicativas e seus coeficientes testamos a significância e obtivemos um modelo com índice de acerto de 90%. Nesse trabalho realizamos um teste diferente, ele consistiu em comparar as probabilidades de *default* calculadas pelo modelo para uma nova base de empresa listas com os seus *ratings* público. A metodologia para o teste foi transformar as probabilidades de *Default* calculadas em *rating* a partir daquelas observadas pela Moddys. Esse último teste possui um resultado aderente. Entretanto pequenas mudanças nos indicadores são suficientes para alterar o rating, desta forma observamos uma maior volatilidade de rating em comparação às agências.

Palavras-chave: Risco de Crédito, Modelagem, Rating, Default, insolvência e Recuperação Judicial

Abstract

This paper aims to study the modeling of credit risk, primarily the insolvency issue for listed companies. At first, this paper will analyse the credit risk in a general way. There will also be addressed the theoretical concepts for the qualitative analysis. However, only the quantitative data will be used. It will also be analyzed the database choice and the definition of the judicial recovery as a default evidence. From this point, it will briefly be discussed the credit modeling and the definition of the LOGIT technique, which will be used to define the solvency model. After the definition of the explanatory variables and its coefficients, the significance was tested and a model with 90% success rate was obtained. In this paper, a different test was made: the comparison of the default probabilities, calculated by the model, which was based in ratings of a database of listed companies. The default probabilities were transformed in ratings from the ones observed by Moddys. This last test has a adherent result. However, small changes on the indicators are enough to change the rating, therefore it can be observed a bigger rating volatility in comparison with the ones given by the agencies.

Sumário

Agradecimentos	5
Resumo	6
Abstract.....	7
1. Introdução	11
2. A Análise de Crédito	13
2.1 Definição de Crédito	13
2.2 Principais Riscos de Crédito	13
2.3 Desmonstrativos Financeiros	17
2.4 Múltiplos Financeiros	20
3. Seleção das Empresas	22
3.1 Empresas Insolventes e Recuperação Judicial.....	22
3.2 Seleção da Base de Dados.....	24
3.3 Agências de Risco.....	25
4. Construção do Modelo e Suas Variáveis.....	29
4.1 Teste T para Seleção das Variáveis	29
4.2 Fundamentação teórica do modelo	30
4.3 Aplicação do Modelo e seus Resultados.....	34
4.4 Testes do Modelo	36
4.5 Conclusão.....	38
5. Validação com Ratings Públicos	40
5.1 Empresas Seleccionadas	40
5.2 Comparação entre o Modelo e os Ratings Públicos.....	41
5.3 Conclusão.....	43
6. Conclusão.....	45
Referências Bibliográficas	47
Anexos	50

Lista de Figuras

Figura 1 - Balanço Patrimonial	18
Figura 2 - DRE.....	19
Figura 3 - Fluxograma da Recuperação Judicial.....	23
Figura 4 - Comparação LOGIT vs PROBIT.....	33
Figura 5 - Modelo Stata	34
Figura 6 - Gráfico de Validação do cutoff.....	36
Figura 7 - Resultado do Modelo	37
Figura 8 - Curva ROC.....	38

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Múltiplos.....	21
Tabela 2 - Legenda.....	21
Tabela 3 - Base de Empresas	24
Tabela 4 - Comparação dos Ratings	26
Tabela 5 - Probabilidade de Default ao Longo dos Anos	27
Tabela 6 - Mudança de <i>Rating</i> no Período de um Ano.....	27
Tabela 7 - Tabela de Provisão Banco Central.....	28
Tabela 8 - Resultado Teste T	30
Tabela 9 - Legenda Fórmula de Altman	31
Tabela 10 - Dados da Amostra.....	35
Tabela 11 - Base para Teste com as Agências de <i>Rating</i>	40
Tabela 12 - Comparação do Modelo com as Agências de <i>Ratings</i>	41
Tabela 13 - Tabela de Conversão de <i>Rating</i>	42
Tabela 14 - Conversão de Probabilidade de <i>Default</i> em <i>Rating</i>	43

1. Introdução

O principal objetivo de estudo desta dissertação é o Risco de Crédito no mercado brasileiro. Para tal, desenvolveremos um modelo de Solvência apenas com informações contidas nos demonstrativos financeiros das companhias abertas. A ideia do modelo é conseguir analisar as empresas de forma a classificá-las como insolventes caso elas venham a entrar em *default* antes do evento acontecer. Para testar a eficiência deste, além dos testes padrões, iremos comparar a probabilidade de *default* gerada com os ratings dados pelas principais agências de risco. Nessa etapa analisaremos se eles seguem a mesma direção, ou seja, se um *downgrade* é acompanhado por um aumento na probabilidade de *default*.

A modelagem do risco de crédito é um assunto relativamente antigo. Os primeiros modelos de *Credit Scoring* são da década de 40, onde o foco era para a análise de crédito ao consumidor, citado em Lewis (1992). Na década de 60, Altman já modelava risco de crédito corporativo com um índice de acerto bastante relevante, acima de 90% de acerto um ano antes do evento e acima de 80% para 2 anos antes.

Em decorrência da estabilização econômica e do crescimento que vivemos no Brasil nos últimos 20 anos, o mercado de crédito para empresas aqueceu e expandiu tanto para operações bancárias desde as mais simples até as mais estruturadas quanto para operações para o mercado de capitais, onde os credores são os fundos de pensão, *assets* e até mesmo operações focadas em distribuição para pessoas físicas. Isto justificou o aumento dos estudos sobre risco de crédito no cenário nacional. Além disso, com o atual momento da economia brasileira, a administração dos portfólios de crédito é cada vez mais importante para a saúde das instituições financeiras e até das próprias empresas (análise da carteira de clientes).

Com objetivo de ilustrar esta situação, construiremos nosso modelo a partir de dados públicos de empresas de capital aberto. Selecionaremos uma base de empresas inadimplentes e adimplentes e buscaremos os balanços na Economática. Além disso, escolhemos 10 empresas listadas e com *rating* público para analisar se o modelo também é capaz acompanhar possíveis deteriorações no crédito que serão demonstradas pelos *upgrades* e *downgrades* das agências de *rating*. Desta forma, o trabalho será organizado em mais cinco capítulos onde trataremos dos seguintes temas: (I) A Análise de Crédito; (II) Seleção das Empresas (III) Construção do Modelo e suas Variáveis; (IV) Validação com *Ratings* Públicos; (V) Conclusão.

No segundo capítulo trataremos do crédito de forma geral. Primeiro vamos entender a definição de crédito e na sequência passar pelas formas de análise para o crédito das grandes empresas. Abordaremos os pontos de risco que devemos estudar quando realizamos uma análise de crédito e também uma forma conhecida como os Cs do crédito. Ainda nesse capítulo explicaremos de forma simples o que são os demonstrativos financeiros de uma empresa, para esse estudo vamos olhar apenas o balanço e o demonstrativo de resultados. Na última parte falaremos sobre os múltiplos financeiros. Eles terão um papel fundamental no nosso estudo, pois esses múltiplos que serão as variáveis explicativas do nosso modelo de solvência.

No terceiro capítulo falaremos sobre os critérios estabelecidos para a elaboração da base de dados. Uma questão importante que deve ser definida nessa fase é o que determina o *default*. Nós consideraremos o pedido de recuperação judicial, RJ, como determinante para o *default*. A partir desta definição buscaremos as empresas que pediram RJ nos últimos anos. Nesse capítulo abordaremos de forma rápida o conceito de *rating*. A partir de um estudo da Moody's, demonstraremos como eles se comportam ao longo do tempo.

O quarto capítulo será o principal desse estudo, nele construiremos o modelo de solvência e realizaremos alguns testes estatísticos padrões para verificar se ele é aceitável. Desta maneira o capítulo será estruturado da seguinte forma: Primeiro testaremos se os múltiplos dos dois grupos, para o estudo será necessário dividir a base em empresas em *default* e seus pares que serão de empresas solventes, são de fato diferentes. Após explicaremos brevemente a forma de modelagem escolhida e a sua vantagem. Finalmente comentaremos em dois subcapítulos o modelo encontrado e depois realizaremos os testes para medir sua efetividade na classificação na base. Por fim, na última parte faremos a conclusão do modelo abordado.

No quinto capítulo realizaremos um novo teste no modelo. Dessa vez, iremos comparar se a probabilidade de *default* determinada pelo modelo se comporta de forma equivalente aos *ratings* estabelecidos pelas agências. Para tal, serão necessários montar uma nova base e buscar os seus *ratings* nos últimos anos e também calcular a probabilidade de *default* para esse mesmo período. Ao final do capítulo faremos a conclusão do teste.

O último capítulo será a conclusão do trabalho onde também apresentaremos algumas sugestões para continuidade desse estudo.

2. A Análise de Crédito

Conforme colocado anteriormente a análise de crédito não é um tema novo. Há algum tempo já se utiliza modelos quantitativos para tomadas de decisões. Nesse capítulo vamos abordar algumas formas de análise de crédito. Ao final concluiremos o capítulo com a análise por meio de múltiplos, esta será a forma que utilizaremos para alimentar nosso modelo.

A análise de crédito é um tema muito amplo, apesar dos conceitos discutidos nesse capítulo serem gerais para a avaliação de crédito para empresas, eles normalmente são usados na prática para empresas de maior porte. Para as empresas de menor porte e pessoas físicas normalmente são usados modelos conhecidos como *Credit Scoring*.

2.1 Definição de Crédito

O crédito, conforme definido por Securato (2007), pode ser descrito da seguinte forma: O crédito, ou melhor, a operação de crédito, é uma operação de empréstimo (em dinheiro ou caso comercial equivalente a) sobre a qual incide juros (remuneração) e há uma expectativa de pagamento.

Ainda podemos analisar que com a exceção do escambo e das operações de compra e venda à vista, todas as operações que envolvem certo período entre a posse do ativo e o respectivo pagamento acabam gerando operações de crédito.

2.2 Principais Riscos de Crédito

Nessa subseção vamos abordar os principais riscos de créditos que são analisados de forma qualitativa. São riscos que vão desde a parte operacional das companhias até o ambiente regulatório. Além disto, também veremos uma abordagem mais simples e prática conhecida como os “Cs do Crédito”.

A análise precisa dos riscos é fundamental para entender melhor a companhia analisada e conseguir fazer projeções assertivas sobre sua evolução financeira e quais são os movimentos de mercado que podem afetá-la e consequentemente o seu crédito.

Na sequência veremos sete riscos inerentes de uma companhia. Os fatores de risco podem ter nomes diferentes, mas o conceito é o mesmo. O objetivo é fazer uma análise detalhada dos pontos de Risco (atenção) que devemos ter quando analisamos um possível Tomador de crédito.

Os critérios a seguir foram retirados de Bicudo, Pinto e Martinez

2.2.1 Riscos Inerentes ao Ciclo de Produção:

Os riscos inerentes ao ciclo de produção são aqueles ligados a própria produção, são eles: Falta de matéria prima ou qualquer insumo necessário para atividade, inclusive capital humano; gestão do estoque para empresas que necessitam manter um alto valor e não durável; obsolescência do produto final e/ou dos meios de produção, no caso dos meios de produção isso pode causar a perda de produtividade.

2.2.2 Riscos Inerentes ao Nível de Atividade:

A atividade econômica impacta diretamente na produção. O nível de produção é um fator importante para a solvência de uma empresa. As empresas que possuem um custo fixo muito alto precisam de um elevado grau de produção para alcançar o equilíbrio. Em períodos de recessão essa ociosidade pode degradar a situação financeira da companhia, principalmente se ela atuar em segmentos mais competitivos.

2.2.3 Riscos Inerentes ao Nível de Endividamento:

Empresas com uma estrutura de capital mais frágil, nesse caso uma grande parcela de capitais de terceiros, dívidas, possuem um grau de risco mais elevado. Uma mudança na taxa de juros pode aumentar o custo financeiro reduzindo as suas disponibilidades. Além disso, uma retração no mercado de crédito pode dificultar rolagens o que pode levá-las a uma situação de iliquidez de forma muito rápida.

2.2.4 Riscos Ligados ao Ambiente Político-Econômico:

O ambiente político-econômico é um grande fator de risco para as companhias. Mudanças em regulamentações podem beneficiar ou prejudicar drasticamente determinados setores. Alguns exemplos mais recentes são a alteração da alíquota para os carros importados em 2011 ou a redução do mesmo tributo para a linha branca incentivando o consumo.

Outro fator muito importante que está ligado ao ambiente político-econômico é o câmbio. Este é fundamental para a competitividade de diversos setores no mercado mundial. Nesse caso temos empresas que se beneficiam de taxas mais depreciadas (exportadores) e outras apreciadas (importadores).

Esse ponto também é importante para o financiamento externo de algumas empresas, um ambiente econômico estável e com regras bem definidas incentivam os investidores externos. Esse movimento oferece linhas de captação mais competitivas para as companhias o que por sua vez reduz as suas despesas financeiras.

2.2.5 Riscos Inerentes à competição:

Os riscos inerentes à competição estão relacionados ao tipo de mercado onde as companhias atuam e também ao seu tamanho dentro desse mercado. Algumas empresas de maior porte podem atuar por um tempo suficientemente longo de forma muito agressiva com intuito de inviabilizar a entrada de companhias menores. A dinâmica de mercado também pode ser alterada conforme a abertura de um determinado mercado a competidores externos ou também com a criação de novas tecnologias, por exemplo, a disputa global entre os taxistas e o aplicativo Uber.

2.2.6 Riscos Inerentes à Própria Administração:

Entre todos os riscos que analisamos, a questão da gestão das empresas é sem dúvida fundamental para a análise de crédito. Aqui podemos citar diversos exemplos e o seu estudo deve ser maior ainda na medida que os prazos das operações aumentam.

Entre esses riscos, o mais comum é o de sucessão. Nesse caso devemos analisar como o processo está definido e também quem são os sucessores. Um dos momentos mais críticos de uma empresa está na passagem de gestão dos fundadores para a segunda geração. Muitas empresas estão personificadas em seus fundadores e nesse caso questões como a idade ou estado de saúde dessa pessoa passam a ser muito relevantes para o crédito.

Outras questões importantes são: O movimento de diversificação, quando os administradores resolvem entrar em mercados que algumas vezes não conhecem tão bem e podem afetar o negócio principal. Outro ponto bastante discutido pelas escolas de administração e de análise mais difícil é a questão dos incentivos, desde os executivos até o último escalão da companhia.

2.2.7 Riscos Inerentes a Fatores Totalmente Imprevisíveis:

Como o próprio nome diz, são os riscos mais difíceis de ser prever. Exemplo deles são chuvas muito fortes em períodos de seca, que podem comprometer o todo o plantio. Outros eventos naturais como ciclones e terremotos, períodos prolongados de seca que podem causar até o fechamento temporário de alguma fábrica.

2.2.8 Os Cs do Crédito:

Os Cs do Crédito representam umas das populares formas de análise de crédito que possui esse nome, pois todos os seus critérios começam com a letra C. Em Securato (2007) podemos observar uma forma quantitativa de analisar os Cs através de notas para cada informação sobre eles.

Nesse trabalho vamos apenas detalhar quais são as características de cada um deles. Seguem abaixo os seis Cs do crédito e um breve resumo de cada um conforme podemos observar em Securato (2007) e seus artigos de referência Schrickel (1995), Saunders (1999) e Silva (2010):

Caráter: Pode ser descrito como “determinação de pagar do tomador” ou “uma medida de reputação da firma” Algumas formas de analisar essa característica são verificar a sua localização/existência, acionistas inclusive se eles participam de outras empresas, verificar se existem obrigações pendentes (SERASA/ SPC), bem como a história e tradição do grupo econômico.

Capacidade: Refere-se à competência do tomador em pagar as suas obrigações. A capacidade de realizar os pagamentos pode refletir a volatilidade dos rendimentos do negócio, uma vez que caso seja alta em momentos de baixa pode existir dificuldade de realizar os pagamentos, dado que o os rendimentos da empresa estarão restritos.

Capital: Trata-se da capacidade representada pelo retorno sobre o patrimônio líquido. Esse dado pode ser obtido através dos demonstrativos financeiros de uma empresa, porém deve-se atentar para o fato que os demonstrativos podem não refletir a real situação da companhia. Para Schrickel (1995) essa definição pode resumir da seguinte forma: O capital não deve se restringir ao patrimônio líquido de balanço, mas a toda a estrutura econômico-financeiro da companhia.

Colateral: Trata-se de um dos pontos mais relevantes do crédito, as garantias de uma operação onde em caso de *default* deve reduzir a exposição ao risco. O colateral tem objetivo de equilibrar os impactos negativos sobre os aspectos de capacidade, como vimos antes a volatilidade

é um exemplo. Além da capacidade incluem-se também os aspectos negativo das condições, que veremos a seguir, e capital. Entretanto não deve ser utilizado para compensar os pontos negativos do caráter, pois nesse caso os riscos decorrentes da falta de caráter são normalmente maiores do que os mitigantes do colateral.

Condições: Esse fator pode ser interpretado de duas formas, a primeira é em consideração o estado do ciclo do negócio, ou seja, analisa os fatores externos à companhia, conforme vimos acima. Ele também pode ser interpretado como o conjunto das condições de quando o crédito foi aprovado e analisado levando em conta também os fatores de análise.

Conglomerado: Risco ou mitigantes em decorrência do grupo econômico onde a empresa está situada. Nesse ponto também é importante entender a questão da circulação de caixa entre as empresas e se em caso de default as condições contratuais permitem acessar as outras empresas deste grupo.

2.3 Demonstrativos Financeiros

Nessa subseção vamos abordar a forma como analisamos os números enviados pelas companhias. As companhias de capital aberto, que servirão de base para esta dissertação, são obrigadas a publicar suas demonstrações financeiras da seguinte forma: Balanço Patrimonial (BP), Demonstrativos de Resultados (DRE), Demonstrativo de Fluxo de Caixa, Demonstrativo das Mutações do Patrimônio Líquido (DMPL), Demonstração de Valor Adicionado, além das Notas explicativas, Relatório da diretoria e Parecer dos auditores (Málaga 2012).

Para os dois tópicos a seguir utilizaremos as definições presentes nos capítulos dois e três de Málaga (2012)

2.3.1 Balanço Patrimonial:

O Balanço Patrimonial pode ser interpretado como uma foto da companhia em sua data base. Nele conseguimos observar como a empresa está estruturada do ponto de vista financeiro. Na figura abaixo podemos observar como ele está formatado e na sequência vamos analisar os principais pontos.

Ativo Circulante	Passivo Circulante
Ativo não circulante	Passivo não circulante
Realizável a Longo Prazo	Exigível a Longo Prazo
Investimentos	
Imobilizado	
Intangível	Patrimônio Líquido

Figura 1: Balanço Patrimonial

Fonte: Málaga (2012)

Podemos observar na figura acima que o balanço está dividido entre Ativo e Passivo. O ativo representa os direitos da empresa ou em outras palavras os recursos sobre os quais a empresa tem controle. O passivo representa as fontes e volumes de recursos utilizados pela companhia como financiamento de seus investimentos, podendo ser capital próprio, dinheiro do acionista ou capital de terceiros.

O balanço possui duas macro divisões, o Circulante e o Não Circulante. A diferença está no prazo de liquidação financeira, para ser considerado circulante esse prazo deve ser inferior a um ano, ou seja, dentro desta conta estão todos os recebíveis, no ativo, e obrigações, no passivo, que deverão ser liquidadas em até um ano. Abaixo veremos as principais linhas do não circulante:

Ativo Não Circulante: São todos os investimentos sejam eles operacionais ou financeiros de longo prazo.

Realizável a Longo Prazo: São os investimentos estritamente relacionados ao ciclo operacional da companhia que possui giro superior a um ano. Para esse caso deve-se prestar atenção caso a empresa possuía uma conta alta, porém com ciclo operacional curto.

Investimentos: São as participações em coligadas ou minoritárias.

Imobilizado: São os terrenos, edificações, máquinas e equipamentos. Esses valores são descontados pela depreciação (contábil) ao longo do tempo.

Intangível: São marcas, patentes, direitos autorais, software, (são os bens incorpóreos)

Exigível a Longo Prazo: São as obrigações financeiras com prazo superior ao um ano, eles podemos ter sido capitados via endividamento, ou de forma operacional como contas a pagar.

Patrimônio líquido: Representa o investimento dos sócios que estão sendo utilizados como forma de financiamento aos investimentos da empresa. Eles não possuem prazo de vencimento desta forma são representam risco de liquidez.

Um ponto interessante sobre a disposição do balanço pode ser representado pela expectativa de rentabilidade do investimento ou custo do financiamento. A rentabilidade teórica do ativo de ser inversamente proporcional a sua liquidez. Da mesma forma, o custo do capital no passivo de deve ser inversamente proporcional a proximidade do seu vencimento.

2.3.2 DRE:

Seguindo a mesma analogia utilizada para o balanço, o DRE é um filme. Nele nos podemos observar o resultado das ações tomadas na empresa. Na figura abaixo podemos observar como ele está formatado e na sequência vamos analisar os principais pontos.

Receita líquida de vendas de produtos e serviços
(-) Custos dos produtos vendidos (CMV)
(=) Lucro bruto
(-) Despesas com vendas
(-) Despesas gerais e administrativas
(-) Honorários dos administradores
(-) Outras receitas (despesas) operacionais líquidas
(+/-) Resultado financeiro
Receitas financeiras
Despesas financeiras
(+/-) Resultado da equivalência patrimonial
(=) Lucro antes do imposto de renda, da contribuição social e das participações
(-) Imposto de renda e contribuição social correntes
(-) Imposto de renda e contribuição social diferidos
Lucro/prejuízo líquido do exercício
Atribuível aos controladores
Atribuível aos não controladores

Figura 2: DRE

Fonte: Málaga (2012)

O modelo que observamos acima está seguindo os padrões definidos pela lei das S.A. A formatação pode ser alterada para facilitar o entendimento ou de forma a identificar onde ocorreram as mudanças de um período para o outro. Essas mudanças tem o objetivo de criar linhas de lucro antes do lucro líquido. Abaixo veremos alguns exemplos:

Lucro Operacional: Também conhecido como Lajir ou em inglês EBIT. Ele representa o excedente dos custos para o giro da empresa. Ainda não foram descontadas as despesas com os credores financeiros, governo e sócios.

Lajirda ou EBITA: É uma medida mais próxima da geração de caixa operacional da empresa, para obtê-lo se soma ao EBIT as despesas de depreciação e amortizações. Ele é uma métrica de capacidade uma vez que seriam necessários ainda alguns ajustes para que ele represente exatamente a geração de caixa operacional.

2.4 Múltiplos Financeiros

Nessa subseção vamos passar pela análise de múltiplos. Nela construiremos os múltiplos que servirão como variáveis explicativas para o nosso modelo. Para tal utilizaremos os múltiplos propostos em Silva e Assaf (2008). Nesse trabalho classificamos utilizando as definições abaixo:

Liquidez: São médias que buscam analisar se a empresa terá capacidade de honrar os seus pagamentos mais próximos.

Performance: São médias para avaliar o nível de rentabilidade ou eficiência que a empresa possui.

Estrutura: Esses índices nos mostraram a forma como a companhia está financeiramente estruturada, tanto do ponto de vista da composição do seu capital como do ponto de vista intertemporal.

Endividamento: São as métricas utilizadas para analisar a estrutura do endividamento da companhia.

Tabela 1: Múltiplos

Classificação	Variável	Método de cálculo
Liquidez	Liquidez Geral	$(AC + RLP) / (PC + ELP)$
Liquidez	Liquidez Corrente	AC / PC
Liquidez	Liquidez Seca	$(AC - ESTOQUES) / PC$
Liquidez	Liquidez imediata	$DISPONÍVEL / PC$
Performance	Retorno sobre o PL	$LL / PL \text{ inicial}$
Performance	Retorno sobre o ativo	$LAJIR / AT$
Performance	Retorno sobre Vendas	LL / VL
Estrutura	Giro do Ativo	VL / AT
Performance	Margem operacional	$LAJIR / VL$
Performance	Lucro Operacional sobre DF	$LAJIR / DF$
Estrutura	Patrimônio líquido sobre Ativo	PL / AT
Estrutura	Lucros Retidos sobre ativo	$(LA + RL) / AT$
Estrutura	Patrimônio líquido sobre exigível total	$PL / (PC + ELP)$
Endividamento	Endividamento Total	$(PC + ELP) / AT$
Endividamento	Endividamento de Curto prazo	PC / AT
Endividamento	Endividamento Financeiro	$(PCF + ELPF) / AT$
Estrutura	Imobilização do patrimônio líquido	AP / PL
Estrutura	Estoques sobre ativo	$ESTOQUES / AT$
Liquidez	Capital de giro líquido	$(AC - PC) / AT$
Liquidez	Necessidade de capital de giro	$(ACO - PCO) / AT$
Estrutura	Saldo de tesouraria sobre ativo	$(ACF - PCF) / AT$
Estrutura	Saldo de tesouraria sobre vendas	$(ACF - PCF) / VL$
Estrutura	Fluxo de caixa operacional sobre ativo	FCO / AT
Liquidez	Fluxo de caixa operacional sobre exigível	$FCO / (PC + ELP)$
Liquidez	Fluxo de caixa operacional sobre dívidas	$FCO / (PCF + ELPF)$

Fonte: Silva e Assaf (2008)

Tabela 2: Legenda

Abreviação	Significado	Abreviação	Significado
AC	Ativo Circulante	LAJIR	Lucro Antes dos Juros e Impostos de Renda (EBIT)
ACF	Ativo Circulante Financeiro	LL	Lucro líquido
ACO	Ativo Circulante Operacional	PC	Passivo Circulante
AP	Ativo Permanente	PCF	Passivo Circulante Financeiro
AT	Ativo Total	PCO	Passivo Circulante Operacional
DF	Despesas Financeiras	PL	Patrimônio Líquido
ELP	Exigível a Longo Prazo	RF	Reserva de Lucro
ELPF	Exigível a Longo Prazo Financeiro	RLP	Realizável a Longo Prazo
FCO	Fluxo de Caixa das Operações	VL	Vendas Líquidas
LA	lucros Acumulados		

Fonte: Silva e Assaf (2008)

3. Seleção das empresas

Nesse capítulo vamos detalhar a metodologia para a escolha das empresas utilizadas em nosso modelo. Por fim, selecionaremos outras empresas de capital aberto onde testaremos o modelo comparando-o aos *ratings* atribuídos pelas principais agências.

3.1 Empresas Insolventes e Recuperação Judicial

Nesse subcapítulo abordaremos a metodologia que utilizaremos nesse estudo para determinar quando a empresa deve ser classificada como insolvente, ou seja, para fins desse estudo em *default*.

A primeira etapa será entender melhor como devemos abordar a insolvência. Conforme Ross (2002) o conceito de insolvência não é definido de maneira precisa, isso ocorre pela variedade de eventos que podem caracterizar de forma conjunta e/ou isolada os sinais de insolvência de uma empresa. O autor complementa com alguns sintomas de insolvência, são eles: I) Redução de Dividendos; II) Fechamento de Unidades; III) Prejuízos; IV) Demissão de funcionários; V) Renúncia de presidente; VI) Quedas substanciais do preço da ação

Ainda em Ross 2002 podemos observar uma definição um pouco mais específica que foi retirada do *Black's Laws Dictionary* e pode ser resumida da seguinte forma: Incapacidade/ ausência de meios para pagar suas dívidas. Ou condição dos ativos que caso liquidados seriam insuficientes para sanar dos débitos. Essa definição implica em dois aspectos importantes para o crédito, o saldo que pode ser representado pelos ativos menos os passivos da companhia e o fluxo caixa, que se refere a geração de recurso para o pagamento das obrigações. Nesses dois casos a empresa não conseguiria arcar com as suas obrigações e desta forma estaria inadimplente.

Após analisar as definições de insolvência acima será necessário adotar uma condição para classificar as empresas da nossa base em solventes ou insolventes. Para esse estudo definiremos as empresas em Recuperação Judicial, RJ, como as empresas insolventes e a data do pedido como a data efetiva do *default*. Um dos motivos da escolha da recuperação judicial como evento de *default* está relacionada com objetividade que precisamos para separar os grupos. Também é importante selecionar um critério que seja de alguma forma validado, como ocorre nesses casos. Desta forma, o objetivo do modelo é ter declarado essas empresas nesta situação pelo menos um ano antes do pedido.

Antes de entrar na seleção da base de dados vamos abordar de forma rápida o que é a recuperação judicial, que é fruto da modificação da lei de falência hoje representada pela Lei 11.101/2005, e como ela ocorre. Conforme vemos em Duarte e Mendes (2011): “a Recuperação Judicial é uma medida legal destinada a evitar a falência. Ela proporciona ao empresário devedor a possibilidade de apresentar aos seus credores, em juízo, formas para quitação do débito.”

Na figura abaixo podemos verificar o fluxo da recuperação Judicial.

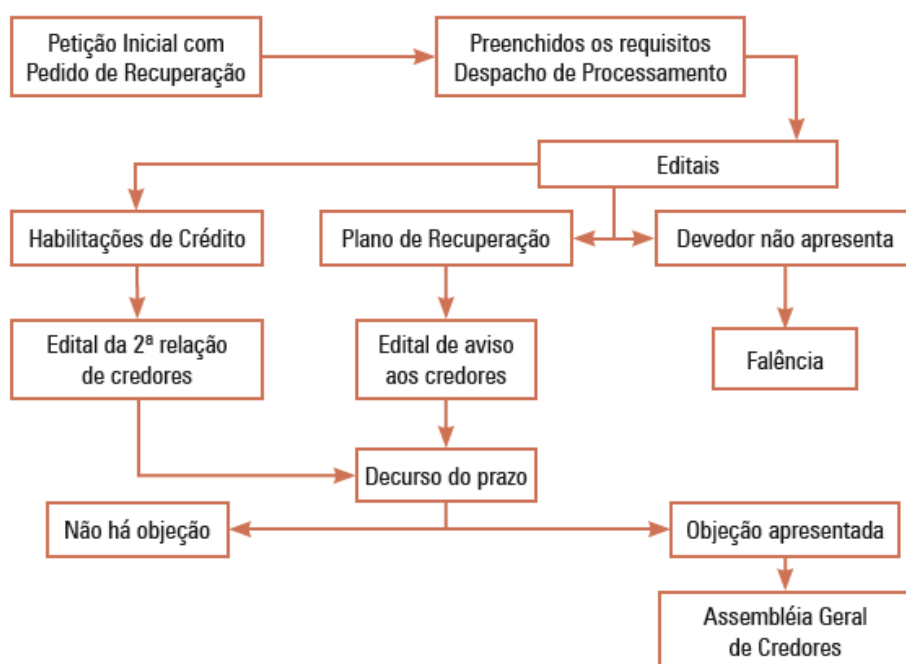


Figura 3: Fluxograma da Recuperação Judicial

Fonte: Duarte e Mendes (2011)

3.2 Seleção da Base de Dados

Para padronizar a análise das empresas, vamos analisar o balanço de dezembro do primeiro ano inteiro anterior ao pedido de recuperação. Entretanto o período entre o fechamento do balanço e a data do pedido será maior do que um ano. Esse tempo é importante, pois o modelo deve ser

capaz de identificar as empresas insolventes em tempo hábil de se estruturar uma saída do crédito, na visão do gestor.

Para montarmos a base de dados para a dissertação utilizamos apenas empresas de capital aberto, pois elas são obrigadas a fornecer seus demonstrativos para o mercado. A partir de uma base de negociação diária fornecida pela BM&FBovespa e da classificação informada nos suplementos também da BM&FBovespa selecionamos todas empresas que foram negociadas em recuperação judicial de janeiro de 2010 até Maio de 2015.

Tabela 3: Base de Empresas

Empresa	SEGMENTO BMF	Dada da RJ	FAT no Período Analisado	DIV.LIQ no período	Empresa Par
BUETTNER	Fios e Tecidos	mai/11	128.864	40.486	CEDRO
CHIARELLI	Materiais de Construção	jan/09	40.122	3.931	ETERNIT
CONST BETER	Construção Pesada	jul/08	78.691	8.318	MENDES JR
FIBAM	Artefatos de Ferro e Aço	out/14	109.358	31.790	ALIPERTI
GPC PART	Petroquímicos	abr/13	615.248	282.180	BRASKEM
INEPAR	Máq. e Equip. Industriais	jul/14	1.867.964	1.522.630	INDS ROMI
MANGELS INDL	Artefatos de Ferro e Aço	nov/13	722.904	273.934	PANATLANTICA
MET DUQUE	Artefatos de Ferro e Aço	fev/14	113.096	50.519	TEKNO
PET MANGUINHOS	Exploração e/ou Refino	jan/13	2.355.539	64.644	QGEP PART
REDE ENERGIA	Energia Elétrica	nov/12	6.860.728	5.487.117	NEOENERGIA
SANSUY	Materiais Diversos	dez/05	296.211	51.713	Providencia
TECEL S JOSE	Fios e Tecidos	jul/09	33.537	26.378	TEC BLUMENAU
TEKA	Fios e Tecidos	out/12	327.485	244.614	SPRINGS
BOTUCATU TEX	Vestuário	jan/08	53.303	16.962	CIA HERING
CELPA	Energia Elétrica	fev/12	2.110.961	1.155.888	ELETROPAULO
CLARION	Grãos e Derivados	jun/13	113.950	123.422	JOSAPAR
F GUIMARAES	Fios e Tecidos	nov/07	29.889	85.783	Coteminas
FAB C RENAUX	Fios e Tecidos	jun/12	50.587	36.325	SANTANENSE
LARK MAQS	Máq. e Equip. Industriais	mai/12	29.028	18.648	MINASMAQUINA
LUPATECH	Motores, Compressores e Outros	mai/15	565.289	767.934	WEG
PARMALAT	Laticínios	fev/06	1.689.230	470.744	VIGOR

Fonte: BM&F Bovespa, Economática

Nesse período foram encontradas 29 empresas, para esse estudo excluimos as empresas do Grupo X. A exclusão foi feita, pois diferente das demais empresas elas tiveram suas abertura de capital ainda na fase inicial de operação o que afetaria a comparação.

Além disso, foi necessário excluir mais 4 empresas por falta de dados apropriados para as regressões. Essas empresas foram as seguintes: Varig, Inepar Tel, Schollosser e Tecnosolo.

Desta forma, o estudo foi realizado com 21 empresas insolventes e 21 solventes. As empresas solventes foram escolhidas respeitando a classificação de segmento, segundo a

BM&FBovespa, da empresa insolvente, para os casos onde não haviam empresas com a mesma classificação de segmento foi utilizada uma empresa do mesmo subsetor.

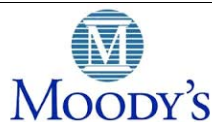
Na sequência segue a tabela com todas as empresas e os seguintes dados das empresas insolventes: Segmento, Data do pedido de Recuperação Judicial, Faturamento no último ano cheio antes do pedido e o Endividamento líquido no mesmo período.

3.3 Agências de Risco

Com o objetivo de testar o modelo selecionamos outras empresas de capital aberto que possuem classificação do seu risco de crédito por alguma das três maiores agências de risco, Moody's, Standard & Poor's (S&P) e Fitch. Essas empresas tiveram alteração na sua nota de crédito, *Rating*, nos últimos anos e nosso objetivo será capturar esse movimento com o aumento da probabilidade de *default* no nosso modelo.

Segue abaixo uma tabela como o comparativo de *Rating* das principais agências:

Tabela 4: Comparação dos *Ratings*



**STANDARD
& POOR'S**

FitchRatings

Longo prazo	Curto prazo	Longo prazo	Curto prazo	Longo prazo	Curto prazo	Resumo
Aaa		AAA		AAA		<i>Prime</i>
Aa1		AA+		AA+		Grau elevado
Aa2		AA		AA		
Aa3		AA-	A-1+	AA-	F1+	
A1		A+		A+		Grau médio
A2	P-1	A	A-1	A	F1	elevado
A3		A-		A-		
Baa1	P-2	BBB+	A-2	BBB+	F2	Grau médio baixo
Baa2		BBB		BBB		
Baa3	P-3	BBB-	A-3	BBB-	F3	
						Grau de não-
Ba1		BB+		BB+		investimento
Ba2		BB		BB		especulativo
Ba3		BB-		BB-		
						Altamente
B1		B+		B+		especulativo
B2		B		B		
B3		B-	B	B-	B	
Caa1		CCC+				Risco substancial
						Extremamente
Caa2		CCC				especulativo
						Em moratória com
Caa3		CCC-				uma pequena
						expectativa de
		CC				recuperação
Ca		C	C	CCC	C	
C				DDD		Em moratória
				DD		
	Not prime	D		D		

Fonte: Agências de *Ratings*

Nas tabelas a seguir podemos observar os resultados de um trabalho da realizado pela Moddys Investors Service de 2011 que podemos observar como os *ratings* se comportaram em uma base que vai de 1920 a 2010. Na tabela a seguir podemos visualizar probabilidade de *default* de cada um dos *ratings* segundo a Moddy's e um a cinco anos após a determinação do mesmo.

Tabela 5: Probabilidade de *default* ao longo dos anos

Average Cumulative Credit Loss Rates by Letter Rating, 1982-2010*

	Year 1	Year 2	Year 3	Year 4	Year 5
Aaa	0.00%	0.01%	n.a.	0.00%	0.02%
Aa	0.01%	0.04%	0.07%	0.10%	0.18%
A	0.04%	0.10%	0.22%	0.37%	0.49%
Baa	0.12%	0.32%	0.57%	0.84%	1.19%
Ba	0.64%	1.91%	3.54%	5.41%	6.90%
B	2.77%	6.73%	10.45%	13.49%	15.57%
Caa-C	11.66%	19.62%	26.40%	30.64%	35.08%
Investment Grade	0.06%	0.15%	0.28%	0.43%	0.60%
Speculative Grade	3.09%	6.42%	9.56%	12.13%	14.00%
All Rated	1.13%	2.31%	3.38%	4.22%	4.85%

* Based on average default rates and senior unsecured bond recoveries measured on issuer-weighted basis

Fonte: Moddys Investors Service

Na tabela a seguir podemos observar a transição dos *ratings* no período de um ano. Nas colunas observamos o *rating* inicial e nas linhas os *ratings* um ano depois. Nela podemos observar as movimentações sofridas.

Tabela 6: Mudança de *rating* no período de 1 ano.

Average One-Year Transition Rates, 1970-2010

From/To:	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa	Ca_C	WR	Default
Aaa	87.395%	8.626%	0.602%	0.010%	0.027%	0.002%	0.002%	0.000%	3.336%	0.000%
Aa	0.971%	85.616%	7.966%	0.359%	0.045%	0.018%	0.008%	0.001%	4.996%	0.020%
A	0.062%	2.689%	86.763%	5.271%	0.488%	0.109%	0.032%	0.004%	4.528%	0.054%
Baa	0.043%	0.184%	4.525%	84.517%	4.112%	0.775%	0.173%	0.019%	5.475%	0.176%
Ba	0.008%	0.056%	0.370%	5.644%	75.759%	7.239%	0.533%	0.080%	9.208%	1.104%
B	0.010%	0.034%	0.126%	0.338%	4.762%	73.524%	5.767%	0.665%	10.544%	4.230%
Caa	0.000%	0.021%	0.021%	0.142%	0.463%	8.263%	60.088%	4.104%	12.176%	14.721%
Ca-C	0.000%	0.000%	0.000%	0.000%	0.324%	2.374%	8.880%	36.270%	16.701%	35.451%

Fonte: Moddys Investors Service

Os Bancos possuem seus próprios modelos de probabilidade de Default. Entretanto existe uma provisão que é determinada pelo BACEN. Abaixo vamos observar a tabela de classificação

de Risco que o BACEN solicita que os Bancos classifiquem os seus clientes e qual o nível de provisão de capital para cada *Rating* através da Resolução n. 002682 de 1999.

Tabela 7: Tabela de Provisão Banco Central

Nível	Atraso máximo	Provisão
AA	Atraso inferior a 15 dias	
A	Atraso inferior a 15 dias	0.50%
B	Atraso entre 15 e 30 dias	1.00%
C	Atraso entre 31 e 60 dias	3.00%
D	Atraso entre 61 e 90 dias	10.00%
E	Atraso entre 91 e 120 dias	30.00%
F	Atraso entre 121 e 150 dias	50.00%
G	Atraso entre 151 e 180 dias	70.00%
H	Atraso superior a 180 dias	100.00%

Fonte: BACEN

Com base nas informações das empresas listadas nesse capítulo rodaremos nosso modelo conforme detalhado no capítulo seguinte.

4. Construção do modelo e suas variáveis

Nesse capítulo vamos detalhar a metodologia para a criação do Modelo de Solvência que abordaremos nesse trabalho. Dividiremos essa parte em alguns subcapítulos. Primeiro testaremos se os múltiplos dos dois grupos são de fato diferentes. Após explicaremos brevemente o modelo LOGIT e a sua vantagem. Finalmente explicaremos em dois subcapítulos o modelo encontrado e depois realizaremos os testes para testar sua efetividade na classificação na base. Por fim, no último subcapítulo faremos as conclusões do modelo.

4.1 Teste T para Seleção das Variáveis

O primeiro teste que realizaremos para determinar os Múltiplos que serão utilizados como variáveis explicativas para o modelo será o Teste T para igualdade das médias.

O Teste T ou Teste T de Student consiste de um teste de hipótese que busca analisar se rejeitaremos ou não a hipótese nula. O teste é realizado a partir do grau de liberdade que determina a concentração da distribuição T de Student, para um grau de liberdade elevado a distribuição se aproxima da distribuição Normal. Após deve determinar qual o nível de confiança do teste, para esse estudo utilizaremos 90%. Desta forma, podemos interpretar que para os múltiplos com Valor P inferior a 0,10 devem ser rejeitados e acima aceitos. A interpretação do resultado é que se pode ou não rejeitar a hipótese nula com um determinado nível de confiança, porém não rejeitar a hipótese nula não significa aceitar a alternativa com os mesmos graus de confiança.

Realizaremos o Teste T com base nos múltiplos determinados na seção 2.4. Conforme explicado acima nossa intenção é rejeitar a Hipótese nula, onde a média do grupo em Default é igual à média do grupo Solvente. Para definir o se aceitamos ou rejeitamos a hipótese nula utilizaremos como critério nível de significância de 10%. Desta forma, o p-valor deverá ser inferior a 0.10. Segue abaixo a tabela com os múltiplos testados com 40 graus de liberdade.

Tabela 8: Resultado Teste T

Variável	Estatística T	Valor P	Eliminado
Liquidez Geral	2.9364	0.0066	Não
Liquidez Corrente	3.4255	0.0021	Não
Liquidez Seca	3.1132	0.0046	Não
Liquidez imediata	2.862	0.0094	Não
Retorno sobre o PL	-1.7507	0.0946	Não
Retorno sobre o ativo	-0.1689	0.8671	Sim
Retorno sobre Vendas	1.4135	0.1726	Sim
Giro do Ativo	-1.1124	0.2748	Sim
Margem operacional	1.4135	0.1726	Sim
Lucro Operacional sobre DF	3.0867	0.0057	Não
Patrimônio líquido sobre Ativo	-0.8395	0.411	Sim
Lucros Retidos sobre ativo	-1.4247	0.1695	Sim
Patrimônio líquido sobre exigível total	1.8266	0.0759	Não
Endividamento Total	-1.9545	0.0646	Não
Endividamento de Curto prazo	-1.6902	0.1064	Sim
Endividamento Financeiro	-1.5641	0.1328	Sim
Imobilização do patrimônio líquido	-1.4209	0.1699	Sim
Estoques sobre ativo	1.2632	0.2148	Sim
Capital de giro líquido	1.9613	0.0637	Não
Necessidade de capital de giro	1.8345	0.0811	Não
Saldo de tesouraria sobre ativo	2.0227	0.0559	Não
Saldo de tesouraria sobre vendas	-0.9085	0.3744	Sim
Fluxo de caixa operacional sobre ativo	-1.7646	0.0928	Não
Fluxo de caixa operacional sobre exigível	2.5855	0.0171	Não
Fluxo de caixa operacional sobre dívidas	1.8445	0.0791	Não

Dos 25 múltiplos analisados, 14 deles são significativos com um nível de confiança de 90%. Nós utilizaremos esses múltiplos com base para as variáveis explicativas do nosso modelo. Abaixo podemos observar a tabela de correlação entre eles.

4.2 Fundamentação teórica do modelo

O estudo do crédito é um assunto relativamente antigo e bem difundido. Entre os principais estudiosos Altman é destaque. O seu primeiro modelo foi de 1968, ele ficou conhecido como Escore-Z de Altman. Segue abaixo a equação encontrada em seu modelo.

$$Z = 1,2 \frac{KG}{AT} + 1,4 \frac{LR}{AT} + 3,3 \frac{EBIT}{AT} + 0,6 \frac{VMPL}{VEP} + 0,999 \frac{Vendas}{AT}$$

Tabela 9: Legenda fórmula de Altman

Siglas	Significados	Siglas	Significados
AT	Ativo Total	VMPL	Valor de mercado do patrimônio líquido
KG	Capital de Giro	VEP	Valor escritural do Passivo
LR	Lucro Retidos		

As empresas eram classificadas a partir do resultado do modelo quando Z estava acima de 2,99 significava que a empresa não deveria ter problemas financeiros e quando Z fosse menor que 1,81 elas teriam problemas financeiros. O intervalo representava uma zona cinzenta. Esse modelo apresentou uma taxa de acerto de 95% para previsões com um ano de antecedência e 83% para dois anos.

Uma visão muito interessante de crédito e default foi introduzida por Merton em 1974. Podemos resumir uma das primeiras condições para o trabalho de Merton da seguinte forma, a firma precisa pagar uma quantidade X após um período T, caso o pagamento não seja realizado os credores ficam com a empresa. Essa simples definição nos permite realizar o seguinte raciocínio abaixo sobre um empréstimo. As idéias propostas por Merton foram desenvolvidas em diversas áreas, um dos exemplos foi o Credit Monitor Model que deu origem ao modelo comercial KMV. (Securato 2007).

O valor de mercado da empresa devedora está diretamente relacionado com a capacidade de pagamento de suas dívidas, e essa capacidade de pagamento é função do valor de mercado de seus ativos. O valor de mercado dos ativos, por sua vez, flutua ao longo do tempo é em função de uma série de outros fatores que atuam sobre as atividades da empresa. Se o valor de mercado dos ativos superar o valor da dívida, os proprietários da empresa têm um incentivo para pagar ao credor e reter o valor residual como mais-valia. Caso contrário, a empresa devedora (leia-se: seus acionistas) poderá tomar a decisão de entregar os seus ativos aos credores. Esse mecanismo é análogo a uma opção de compra (call) sobre o valor dos ativos que o acionista da empresa possui. Olhando de outra forma, essa estrutura corresponde à subscrição de um contrato de opção de venda (put) sobre o valor da empresa, onde o preço de exercício é o valor da dívida. Se o valor do ativo exceder o preço de exercício, o subscritor da opção reterá o prêmio da venda (custo da dívida). Se o valor do ativo cair abaixo do preço de exercício, a empresa está tecnicamente insolvente e a opção será exercida. Nesse caso, o subscritor perderá montantes progressivamente maiores. No caso, o lançador da put é o credor da empresa, e o comprador da put é o acionista. O valor da dívida pode então ser determinado através do modelo Black-Scholes-Merton como a subscrição de uma opção de venda sobre os ativos da empresa devedora, ou da valoração da call que o acionista tem sobre o ativo (Souza 2010, P. 23)

O nosso estudo não usará nenhum dos modelos vistos acima, o nosso objetivo será conseguir prever o *default* através do modelo LOGIT. Essa modelagem já foi utilizada em diversos estudos sobre modelagem de crédito, em Silva e Assaf (2008) onde os resultados foram superiores a 88% para uma base de 60 empresas de capital aberto com dados entre 1994 e 2004. Abaixo veremos quais os benefícios desse modelo.

O modelo Logit apresenta algumas vantagens em comparação a análise de discriminante linear, devido às suas hipóteses iniciais serem menos rígidas. As hipóteses mais restritivas da discriminante linear são normalidade das variáveis independentes e a igualdade das matrizes de variância. Essas hipóteses normalmente não são válidas para as situações práticas da análise de crédito, nesse caso, o modelo Logit que não assume essas hipóteses é mais robusto. (Silva e Assaf 2008).

Além disso, conforme podemos observar ainda em Silva e Assaf (2008), o modelo Logit pode ser interpretado como uma probabilidade, dessa forma o resultado de P está limitado entre 0 e 1. Esse é outro bom ponto para a análise de solvência, pois podemos comparar de forma mais clara os resultados do modelo para diversas empresas. No modelo Logit a variável dependente, P, é convertida em uma razão de probabilidade e depois sobre uma transformação logística. Por isso, seus coeficientes devem ser estimados pelo método da máxima verossimilhança. Abaixo podemos observar a equação que utilizaremos para determinar a probabilidade de Default, P.

$$\text{logit}(p_i) = \ln \left(\frac{p_i}{1 - p_i} \right) = \beta_0 + \beta_1 x_{1,i} + \dots + \beta_k x_{k,i}.$$

Realizando apenas a transformação por meio de antilogaritmo podemos obter a equação abaixo que determina a probabilidade do evento acontecer dado os coeficientes obtidos e as variáveis explicativas.

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_{1,i} + \dots + \beta_k x_{k,i})}}.$$

Em Gujarati e Poter (2011) podemos observar a diferença entre o modelo LOGIT que nós utilizaremos e o PROBIT. A principal diferença entre eles está na sua função de distribuição, o

modelo Logit segue a distribuição logística padrão enquanto o Probit segue a normal padrão. As duas distribuições possuem média zero, porém duas variâncias são diferentes. Com isso, conforme podemos observar no gráfico a seguir, a probabilidade condicional no modelo Logit se aproxima mais lentamente dos extremos, zero e um, do que no Probit.

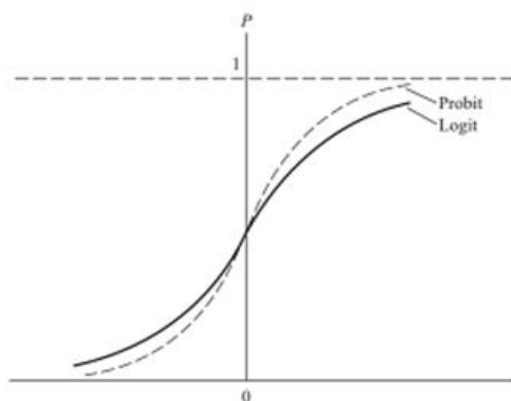


Figura 4: Comparação LOGIT vs PROBIT

Fonte: Gujarati e Poter (2011)

Um dos testes mais comuns para verificar qual é a capacidade de previsão do modelo é o *Log likelihood*, ele segue a fórmula abaixo. Onde P_0 representa um modelo Nulo, ou seja, todos os seus betas são zero e P_1 representa o modelo calculado. Desta forma, quando maior for o resultado da equação mais bem ajustado está o modelo.

$$-2 \ln \left(\frac{P_0}{P_1} \right) = -2 [Ln(P_0) - Ln(P_1)]$$

Na próxima seção observaremos os resultados do modelo obtido através do método da máxima verossimilhança. As variáveis explicativas serão os múltiplos onde foi possível rejeitar a hipótese nula de igualdade de médias conforme visto acima.

4.3 Aplicação do modelo e seus resultados

Com base nos múltiplos selecionados na seção 4.1 rodamos diversas possibilidades de modelos com o objetivo de encontrar o que continha o menor *Log Likelihood*. O modelo deveria conter uma constante e quatro variáveis explicativas. Abaixo segue o resultado do modelo obtido no Stata:

```
. logit default capitaldegiroliquido necessidadecapitaldegiro lucrooperacionalsobredp liquidezcorrente, level(90)
```

```
Iteration 0: log likelihood = -29.112182
Iteration 1: log likelihood = -17.848789
Iteration 2: log likelihood = -13.693227
Iteration 3: log likelihood = -10.957486
Iteration 4: log likelihood = -10.246973
Iteration 5: log likelihood = -10.148762
Iteration 6: log likelihood = -10.147887
Iteration 7: log likelihood = -10.147886
```

```
Logistic regression               Number of obs   =          42
                                LR chi2(4)         =          37.93
                                Prob > chi2        =          0.0000
                                Pseudo R2          =          0.6514
```

```
Log likelihood = -10.147886
```

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[90% Conf. Interval]
capitaldeg~o	-39.36973	17.4101	-2.26	0.024	-68.0068 -10.73266
necessidad~o	17.58082	8.555963	2.05	0.040	3.507515 31.65413
lucroopera~p	-3.220488	1.906925	-1.69	0.091	-6.3571 -.0838765
liquidezco~e	5.741439	3.173916	1.81	0.070	.5208115 10.96207
_cons	-4.616709	3.002972	-1.54	0.124	-9.556158 .3227394

Figura 5: Modelo Stata

Desta forma encontramos a seguinte equação para determinar o nosso modelo de probabilidade de Default:

$$\ln \left(\frac{P}{1-p} \right) = -4,62 + 5,74 * \text{Liquidez corrente} - 39,4 * \text{Capital de Giro líquido} - 17,6 * \text{NCG} - 3,22 * \text{EBIT/DF}$$

Onde P é determinado por:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(4,62 + 5,74 * \text{Liquidez corrente} - 39,4 * \text{Capital de Giro líquido} - 17,6 * \text{NCG} - 3,22 * \text{EBIT/DF})}}$$

Conseguimos observar na tabela acima que todas as várias explicativas são significativas a um grau de liberdade de 90%.

No modelo Logit, conforme vimos na subseção anterior, nos retorna uma probabilidade. Desta forma, ela está limitada entre o intervalo 0 e 1. Para o nosso modelo assumimos que as

empresas que solicitaram a recuperação judicial eram do grupo com valor 1 e as empresas pares do grupo 0. Assim devemos interpretar a probabilidade do modelo, P , como a probabilidade da empresa entrar em recuperação judicial, *default*, no próximo ano. O valor de P selecionado para determinar se a empresa estará ou não solvente foi de 0,5 ou 50%.

Nos parágrafos a seguir faremos uma breve análise econômica do modelo. Primeiro conforme vimos anteriormente a insolvência pode ocorrer por diversos fatores, porém a recuperação judicial tem como principal objetivo preservar a empresa operacional enquanto ela concluiu um plano de reestruturação das suas finanças. Desta forma, podemos concluir que provavelmente as empresas em recuperação judicial possuirão um problema de liquidez em seu demonstrativo financeiro e que há uma incapacidade de rolar as dívidas a vencer no curto prazo.

Observando os múltiplos utilizados no modelo vemos o seguinte: três índices de liquidez e um de capacidade de pagamento de juros. Nesse caso, os três índices de liquidez estão baseados nas linhas do ativo e passivo circulante, que significam as obrigações ou recebíveis de curto prazo, até um ano. Uma questão muito importante nas linhas do ativo e passivo circulante é a sua liquidez, exemplo se o estoque é facilmente transformado em caixa e qual seria esse custo, esse tipo de questão que não é observada no modelo também pode afetar a liquidez da empresa. Na tabela abaixo seguem os dados dos múltiplos utilizados.

Tabela 10: Dados da Amostra

	Media Grupo 0	Media Grupo 1	dif medias	var	Dp	Min	Max
Liquidez Corrente	2.0930	0.8010	1.2920	1.8847	1.3729	0.0412	7.9112
Capital de Giro Líquido	0.2101	-0.7549	0.9650	2.7184	1.6488	-	0.5635
Necessidade de Capital de Giro	0.1628	-0.3778	0.5406	0.9644	0.9820	-5.7770	0.4273
Lucro Operacional sobre DF	3.7047	0.5588	3.1459	13.1745	3.6297	0.0305	15.0000

4.4 Testes do Modelo

Existem diversos testes possíveis para a validação de modelos econométricos. Nessa subseção vamos utilizar dois testes simples, o primeiro será verificar como o modelo se comportou dentro da amostra analisada e depois analisar a curva ROC.

Antes de realizar os testes vamos analisar a escolha do *cutoff* de 50% para determinar se a empresa será ou não solvente. Conforme podemos observar no gráfico abaixo o valor que maximiza a escolha do *cutoff*, ponto de encontro entre a curva de sensibilidade e a curva especificidade, está muito próximo a 50%. Desta forma, podemos considerar que esse nível de corte é adequado para continuar os testes.

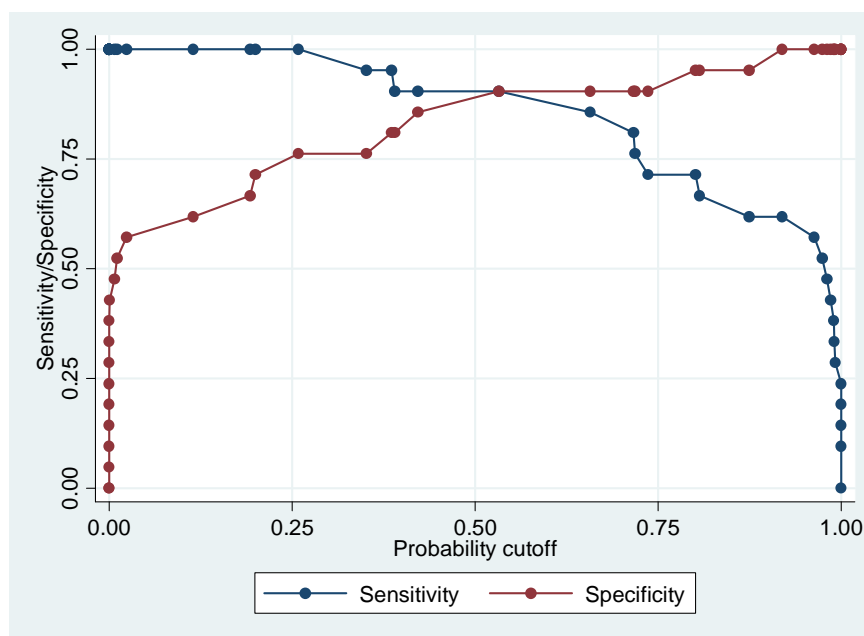


Figura 6: Gráfico de Validação do cutoff

Na tabela abaixo observaremos os resultados do modelo classificando as empresas que utilizamos para determiná-los como solventes ou insolventes:

```
. estat classification, cutoff(0.5)
Logistic model for default
```

classified	True		Total
	D	~D	
+	19	2	21
-	2	19	21
Total	21	21	42

```
Classified + if predicted Pr(D) >= .5
True D defined as default != 0
```

Sensitivity	Pr(+ D)	90.48%
Specificity	Pr(- ~D)	90.48%
Positive predictive value	Pr(D +)	90.48%
Negative predictive value	Pr(~D -)	90.48%
False + rate for true ~D	Pr(+ ~D)	9.52%
False - rate for true D	Pr(- D)	9.52%
False + rate for classified +	Pr(~D +)	9.52%
False - rate for classified -	Pr(D -)	9.52%
Correctly classified		90.48%

Figura 7: Resultado do modelo

Na tabela acima podemos observar o resultado da classificação realizada pelo modelo. Nela podemos notar que das 42 observações o modelo classificou corretamente 38, atingindo um nível de acerto de 90%. Em compensação ele obteve 4 erros, duas empresas foram classificadas como solventes porém foram insolventes e outras duas foram classificadas como insolventes mas na verdade eram solventes.

O próximo teste que realizaremos é a Curva ROC que veremos no gráfico abaixo. A curva ROC define o nível de acerto do modelo a partir das variações do *Cutoff*. A sensibilidade, no gráfico *Sensitivity* é determinada pelo acerto na classificação de default e o 1- *Specificity* pelos alarmes falsos, ou seja, quando uma empresa é classificada de forma errada com em default. A curva de 45° demonstra um modelo randômico. Para todos os valores de *Cutoff* são calculadas a *Sensitivity* e 1- *Specificity*. A curva ROC é desenhada sobre esses pontos. (Engelmann and Tasche 2003).

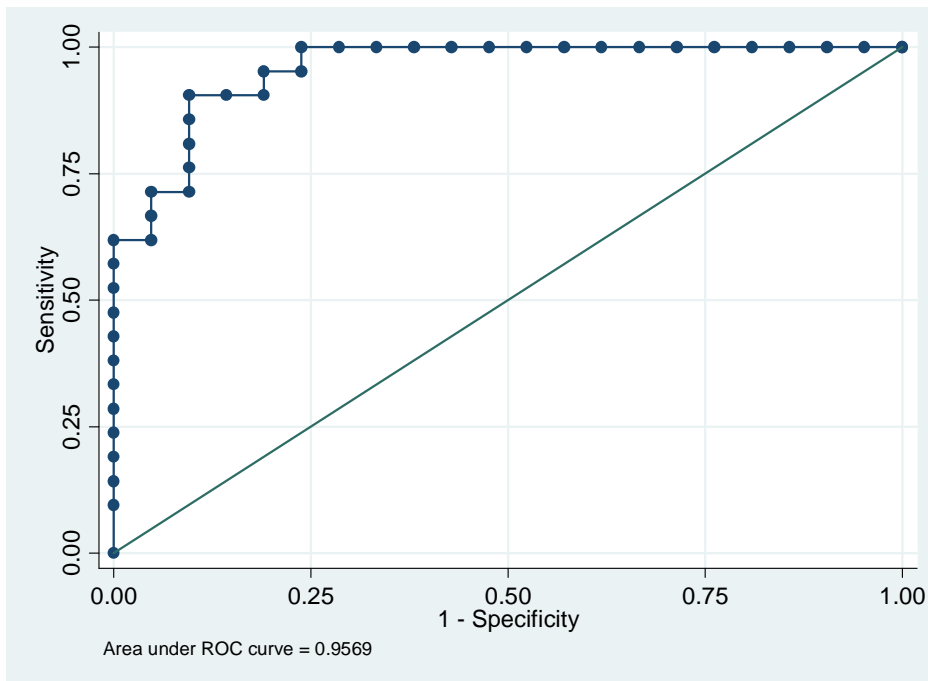


Figura 8: Curva ROC

Conforme podemos observar a área sobre a curva foi de 0.9569 o que significa que o modelo conseguiu identificar 90% das amostras de forma correta.

4.5 Conclusão

Nesse capítulo criamos um modelo que determina a probabilidade de para empresas de capital aberto a partir de múltiplos financeiros. O primeiro passo foi analisar quais múltiplos apresentavam diferença entre as empresas solventes e insolventes. Após a realização do Test T ficamos com 14 dos 25 múltiplos.

A metodologia para usada para a modelagem foi a LOGIT a vantagem desse modelo é seu resultado está entre 0 e 1. Foi definido que para P , probabilidade de *Default*, maior que 0,5 a empresa seria classificada como insolvente. Testamos os diversos múltiplos em várias combinações até encontrar a que encontrasse o melhor *Log Likelihood*, que é uma medida de explicação do modelo.

O modelo encontrado possuía as quatro variáveis explicativas significantes a um nível de confiança de 90%. Após realizarmos os testes para verificar o acerto do modelo ele foi de 90%, o que apresenta um bom resultado.

No próximo capítulo faremos um teste alternativo, que será comparar se a variação da probabilidade de Default se comporta de forma parecida com os *ratings* públicos de outras companhias de capital aberto.

5. Validação com *Ratings* Públicos

Nesse capítulo vamos realizar um teste diferente para verificar como o modelo que se comporta quando comparado com os *ratings* estabelecidos pelas agências de risco. Escolhemos dez empresas listadas que possuem *rating* públicos

5.1 Empresas selecionadas

Na tabela a seguir podemos observar as empresas que foram escolhidas para realizar para realizar esse teste:

Tabela 11: Base para teste com as agências de rating

Fonte: BM&FBovespa e Bloomberg

Empresa	Setor	Agencia de Rating	Rating Atual
Petrobras	Exploração e/ou Refino	Moodys	BA2
		S&P	BBB-
		Fitch	BBB-
Gol	Transporte Aéreo	Moodys	B3
		S&P	B
		Fitch	B-
Gafisa	Construção Civil	Moodys	Ba3
		Moodys Local	Baa3
		Fitch Local	BBB
PDG	Construção Civil	Moodys	B3
		S&P	B
		S&P Local	BB+
Mills	Serviços Diversos	Moodys	Ba3
		Moodys Local	A3
Viver	Construção Civil	Moodys	Caa3
		Moodys Local	Caa3
		Fitch Local	CCC
Klabin	Papel e Celulose	S&P	BBB-
		S&P Local	AA+
Marfrig	Carnes e Derivados	Moodys	B2
		S&P	B+
		Fitch	B+
JBS	Carnes e Derivados	Moodys	Ba3
		S&P	BB
		Fitch	BB
BRF	Carnes e Derivados	S&P	BBB-
		Fitch Local	AA+

Para essa etapa os ratings públicos foram obtidos através da Bloomberg. Limitamos em três *ratings* por empresa, a preferência sempre foi de um por cada agência, porém nem sempre foi possível, além disso, quando havia a opção sempre escolhíamos o *rating* em escala global contra o em escala nacional. Para as empresas com menos de três classificações mantivemos as duas escalas apenas para efeito de comparação.

Para realizar uma análise mais completa desse *ratings* precisamos primeiro analisar a classificação do Brasil. As agências limitam os *ratings* das empresas de um país pelo soberano, permitindo apenas para alguns casos um nível superior quando há algum fator de mitigação. Podemos observar na tabela abaixo elaborada pelo Tesouro Nacional a classificação do *rating* soberano. Conforme a tabela apresentada no terceiro capítulo, podemos verificar que o Brasil é classificado como *investment grade* pelas três principais agência de risco.

Tabela 12: Rating Brasil

Fonte: Tesouro Nacional

	Moeda Estrangeira Longo Prazo	Moeda Local Longo Prazo	Perspectiva	Data da última alteração
S&P	BBB-	BBB+	Estável	mar/14
Fitch	BBB	BBB	Estável	abr/11
Moody's	Baa2	Baa2	Negativa	out/13
DBRS	BBB	BBB (high)	Estável	mai/13
JCR	BBB	BBB+	Estável	fev/11
R&I	BBB	-	Estável	ago/11

5.2 Comparação entre o Modelo e os Ratings públicos

Para realizar esse último teste a conversão da probabilidade de *default* em um *rating*. Para tal utilizaremos a probabilidade observada de um determinado rating entrar em *default* dentro de um ano. Segue abaixo a tabela com o resultado do teste ao longo dos últimos cinco anos.

Tabela 13: Comparação do modelo com as agências de ratings

Fonte: BM&FBovespa e Bloomberg

Empresa	Sector	Agencia de Rating	31/12/2010	31/12/2011	31/12/2012	31/12/2013	31/12/2014
Petrobras	Exploração e/ou Refino	Moody's	BA1	BA1	BA1	BA1	BA1
		S&P	BBB-	BBB	BBB	BBB	BBB-
		Fitch	BBB	BBB	BBB	BBB	BBB
		P de Default	0.00000%	0.00000%	0.00000%	0.00002%	0.00002%
		Rating do Modelo	Aaa	Aaa	Aaa	Aaa	Aaa
Gol	Transporte Aéreo	Moody's	Ba3	B1	B3	B3	B3
		S&P	BB-	BB-	B	B	B
		Fitch	BB-	BB-	B+	B-	B-
		P de Default	0.02863%	30.04022%	37.84905%	2.01733%	26.92615%
		Rating do Modelo	Aa	Caa	Ca-C	Ba	Caa
Gafisa	Construção Civil	Moody's	Ba1	Ba1	Ba2	Ba3	Ba3
		Moody's Local	A1	A1	A3	Baa3	Baa3
		Fitch Local	A-	A-	BBB	BBB	BBB
		P de Default	0.00000%	0.00000%	0.00000%	0.00000%	0.00000%
		Rating do Modelo	Aaa	Aaa	Aaa	Aaa	Aaa
PDG	Construção Civil	Moody's	Ba2	Ba2	Ba3	B1	B1
		S&P	BB-	BB-	B	B	B
		S&P Local	A	A	A-	BB+	BB+
		P de Default	0.00000%	0.00000%	0.00000%	12.41965%	50.68755%
		Rating do Modelo	Aaa	Aaa	Aaa	B	Ca-C
Mills	Serviços Diversos	Moody's	Ba2	Ba2	Ba2	Ba2	Ba2
		Moody's Local	Aa3	Aa3	Aa3	Aa3	Aa3
		P de Default	0.00000%	0.00008%	0.00000%	0.00001%	2.16501%
		Rating do Modelo	Aaa	Aaa	Aaa	Aaa	Ba
		Moody's	B1	B1	B2	Caa1	Caa1
Viver	Construção Civil	Moody's Local	Baa2	Baa2	Baa2	B1	B1
		Fitch Local	BBB+	BB+	CCC	CCC	CCC
		P de Default	0.00000%	4.25240%	0.01125%	26.19183%	67.28577%
		Rating do Modelo	Aaa	B	Aaa	Caa	Ca-C
		S&P	BB+	BB+	BB+	BBB-	BBB-
Klabin	Papel e Celulose	S&P Local	AA+	AA+	AA+	AAA	AA+
		P de Default	0.00000%	2.74264%	0.23637%	36.41176%	1.92395%
		Rating do Modelo	Aaa	Ba	Baa	Ca-C	Ba
		Moddys	B1	B1	B2	B2	B2
		S&P	B+	B+	B+	B	B+
Marfrig	Carnes e Derivados	Fitch	B+	B+	B+	B	B+
		P de Default	9.14479%	23.70464%	36.54249%	59.69557%	31.80014%
		Rating do Modelo	B	Caa	Ca-C	Ca-C	Caa
		Moddys	B1	B1	B1	Ba3	Ba3
		S&P	BB	BB	BB	BB	BB
JBS	Carnes e Derivados	Fitch	BB-	BB-	BB-	BB-	BB
		P de Default	22.72989%	26.70674%	0.90063%	1.32186%	0.14880%
		Rating do Modelo	Caa	Caa	Baa	Ba	A
		S&P	BB+	BB+	BBB-	BBB-	BBB-
		Fitch Local	AA	AA	AA	AA	AA+
BRF	Carnes e Derivados	P de Default	0.02169%	0.00066%	0.14627%	0.04241%	0.00056%
		Rating do Modelo	Aa	Aaa	A	Aa	Aaa

A tabela a seguir segue a regra que utilizamos para a transformação dos *ratings*, basicamente utilizamos a probabilidade de *default* observada pela moddys e aplicamos na probabilidade de *default* calculada pelo nosso modelo.

Tabela 14: Conversão de Probabilidade de *Default* em *Rating*

P Default	Rating
0,020%<P	Aaa
0,020%<P>0,054%	Aa
0,054%<P>0,176%	A
0,176%<P>1,104%	Baa
1,104%<P>4,230%	Ba
4,230%<P>14,721%	B
14,721%<P>35,451%	Caa
P>35,451%	Ca-C

5.3 Conclusão

A partir da tabela desenvolvida no teste com os *ratings* públicos e os gerados pelo modelo podemos observar melhor se o *rating* gerado foi aderente, abaixo faremos a análise empresa a empresa para poder concluir se o teste foi bem sucedido.

Petrobrás: Considerando a estabilidade no *rating* durante o período analisado com apenas a alteração em *notch* pela S&P podemos considerar que o modelo classificou de forma correta a empresa. O Aaa pode ser justificado pelo modelo conter apenas empresas nacionais e o *rating* da empresa ser equivalente ao soberano pela S&P e Fitch.

Gol: A empresa apresentou uma queda de *rating* pelas três agências, entretanto o modelo teve uma variação maior. A pior classificação do modelo foi em 2012 quando pelas agências o pior ano foi o de 2014. Dessa forma, ele não foi tão aderente aos *ratings* públicos.

Gafisa: O modelo manteve o Aaa durante todo o período diferente do que podemos observar pelas agências. Assim podemos concluir que ele não conseguiu capturar as alterações no risco de crédito

PDG: Para essa empresa o modelo conseguiu acompanhar a deterioração do crédito assim como as agências. Um ponto importante foi a probabilidade levemente acima dos 50% para o ano de 2014.

Mills: Nesse caso o modelo também se comportou de maneira satisfatória o aumento de probabilidade do último ano pode ser refletido pelo *downgrade* que a companhia recebeu em 2015 como podemos observar na tabela anterior aos resultados.

Viver: Assim como vimos para PDG o modelo também se comportou de forma aceitável, porém nesse caso o valor de 67% de probabilidade de *default* é mais representativo. As agências de *rating* também operam com graus mais baixos. Essa seria uma das empresas para acompanhar com mais cuidado durante os próximos meses.

Klabin: Nesse caso o modelo não se comportou de forma adequada. No momento em as agências deram o *upgrade* inclusive para Aaa o modelo classificou a companhia com pior *rating* de sua régua.

Marfrig: A tendência do modelo foi correta para esse caso. Entretanto ele apresentou praticamente 60% de probabilidade de default para 2013, pior ano da companhia também pelas agências.

JBS: O modelo conseguiu capturar a tendência de melhora apresentada pela companhia. A probabilidade *default* encontrada nos primeiros anos talvez tenha sido um pouco elevada.

BRF: O modelo se comportou de forma satisfatória para a BRF. Durante todo o período ela obteve um elevado grau de crédito. Além disso, o *upgrade* recebido em 2014 também é confirmado no modelo onde a empresa apresenta a menor probabilidade de *default* para os cinco anos.

O modelo apresentou resultados satisfatórios para o teste de comparação com os *ratings* públicos. Um ponto importante foi a consistência em acompanhar a tendência da nota atribuída pelas agências. Entre os pontos a serem verificados a probabilidade de 60% de default dada para a Marfrig em 2013 foi equivocada, para PDG os 50% ainda estão em uma pequena margem de erro, porém ainda é um valor alto, por último o valor de quase 70% para Viver ainda precisa ser aguardado, para esse último caso vale colocar que os *ratings* públicos suportam uma probabilidade mais alta.

6. Conclusão

O objetivo principal desse trabalho era criar um modelo quantitativo para análise de crédito, principalmente solvência, das empresas de capital aberto. Nesse capítulo vamos abordar os resultados obtidos.

No segundo capítulo falamos sobre a análise de crédito de forma ampla até chegar aos múltiplos financeiros que foram as variáveis explicativas do nosso modelo. Conforme observamos em Securato 2002 a análise do crédito para as grandes companhias leva em consideração além da análise quantitativa a análise qualitativa. Alguns princípios da análise qualitativa foram abordados, uma das formas de análise são os Cs do crédito.

No terceiro capítulo determinamos a base de dados da pesquisa. A definição para uma empresa insolvente foi o pedido da recuperação judicial. A base foi determinada pelas empresas que constaram nos boletins da BM&FBovespa em recuperação judicial a partir de 2010. Foram excluídas as empresas que não possuíam o balanço de fechamento do ano anterior ao pedido de recuperação judicial e as empresas do Grupo X, pois as companhias foram listadas como projetos.

No quarto capítulo definimos a técnica da regressão logit como base para o modelo e realizamos a regressão para obter os coeficientes do modelo. Ao realizar os testes mais comuns constatamos que modelo possui um excelente grau de previsibilidade dentro da base. Esse resultado já havia sido obtido por outros estudos.

No quinto capítulo buscamos um teste diferente dos demais modelos acadêmicos de previsão de default. Ao invés de testá-lo contra a base ou verificar se ele seria capaz de prever o default de outras empresas que já haviam pedido recuperação judicial ou equivalente revolvemos compará-lo com os ratings públicos de outras empresas de capital aberto. Esse teste se mostrou menos eficiente do que contra a sua base como era esperado, porém ainda dentro de um grau aceitável de desempenho.

A luz dos resultados obtidos nesse trabalho pode-se concluir que conseguimos através da técnica Logit criar um modelo de determinação de insolvência das companhias de capital aberto. O modelo se comportou muito bem dentro da base, porém quando comparado aos Ratings públicos de outras companhias abertas ele foi menos preciso. A principal resposta para isso está na própria composição do modelo que é muito dependente da liquidez de curto prazo das companhias.

Uma sugestão de continuação para esse trabalho é a obtenção de novos múltiplos financeiros para a elaboração de um modelo menos dependente da liquidez de curto prazo. Um exemplo seria testar se um modelo uma *likelihood* pior, porém com múltiplos de performance possuiria uma maior aderência aos *Ratings* públicos. Outra sugestão é comparar o resultado do modelo com a variação do CDS ou *Spread* de crédito de títulos negociáveis de outras empresas de capital aberto.

7. Referências Bibliográficas

ALTMAN, E. *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. The Journal of Finance: Vol. XXIII. 1968.

ALTMAN, E; SABATO, G. *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market*. 2007

ALTMAN, E; HALDEMAN, R; NARAYANAN. *Zeta Analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations*. Journal of Banking and Finance. North-Holland Publishing Company: 1977

BEMD, E; DIRK, T. *Testing rating accuracy*. Credit Risk, 2003.

BICUDO, C. A; PINTO, M. A; MARTINEZ, M. **Programa de Formação de Analistas de Crédito**.

CARACOTA, R; DIMITRIU, M; DINU, M-R. *Building a Scoring Model for Small and Medium Enterprises*. Theoretical and Applied Economics: 2010.

CHATTERJEE, S; CORBAE, D; RÍOS-RULL, J-V. *A Theory of Credit Scoring and Competitive Pricing of Default Risk*. 2009.

CHINELATTO NETO, A; FELÍCIO, R; CAMPOS, D. **Métodos de Monitoramento de Modelo Logit de Credit Scoring**. XXXI Encontro da ANPAD, Rio de Janeiro: 2007.

COIMBRA E SILVA, R. **Estudo de insolvência de empresas de capital aberto**. São Paulo: 2006

ESTRELLA, A. *Credit Ratings and Complementary Sources of Credit Quality Information*. Basel Committee on Banking Supervision Working Papers, 2000.

FERNANDES, J. E. *Corporate Credit Risk Modeling: Quantitative Rating System and probability of default estimation*. 2005.

FERREIRA, M.A; SANTOS CELSO, A; BARBOSA NETO, J.N. **Aplicação do Modelo Logit Binomial na Análise do Risco de Crédito em uma Instituição Bancária**. Revista de Negócios, ISSN 1980-4431, Blumenau, v17, n.1, p.41 - 59, 2012.

FREITAS, L. **Comparação das Funções de Ligação Logit e Probit em Regressão Considerando diferentes tamanhos amostrais**. Universidade Federal de Viçosa, Viçosa: 2013.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5 ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.

HILSCHER, J; WILSON, M. *Credit ratings and credit risk: Is one measure enough?*. 2013

LEE, M. *Enterprise Credit Risk Evaluation models: A Review of current Research Trends*. International Journal of Computer Applications. Taiwan: 2012.

MÁLAGA, F. **Análise de demonstrativos financeiros e da performance empresarial**. Saint Paul, 2012

MERTON, R. *On the Pricing of Corporate Debt: The risk Structure of Interest Rates*. 1973.

ORTEGA DUARTE, A; MONTORO MENDES, L.C. **Recuperação Judicial de Empresas - Guia Prático**. Brasília: 2011.

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. **Administração Financeira – Corporate Finance**, 2. ed. São Paulo: Atlas, 2002

SALLES MORAES, L. F. **Probabilidade de insolvência das empresas que compõem o Índice de Sustentabilidade Empresarial (ISE) e das demais listadas na BM&FBovespa no período de 2006 a 2011.** São Paulo: Universidade Presbiteriana Mackenzie , 2012.

SAUNDERS, A. ***Credit risk measurement.*** Value at Risk and other new paradigms. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1999.

SCHRICKEL, W.K. **Análise de crédito: conceitos e gerência de empréstimos.** 3. ed. São Paulo: Atlas, 1997, p 25.

SECURATO, J. **Crédito: Análise e avaliação do Risco.** Saint Paul, 2012

SILVA, José Pereira da. **Gestão e análise do risco de crédito.** São Paulo: Atlas, 1998 e 2000.

SILVA BRITO, G. A; ASSAF NETO, A. **Modelo de classificação de risco de crédito de empresas.** São Paulo: 2008.

SOUZA, E. **O Uso do Modelo de Merton para Obtenção de Spreads de Crédito: uma Proposta de Implementação Simplificada** Rio de Janeiro: 2010.

YAFEI, Z; YONG, W; JINXUAN, W. ***Construction of Comprehensive Evaluation Model of Credit Rating of Small and Medium Enterprises and Empirical Research.*** China: School of Finance and Economics.

[illegible]

51

Classification Table										ROC Table																
Coeff	Cross	-4.62	Confusion Matrix	TP	19	19	Success	TP	1	Fail	TP	1	AUC	TP	1	FPR	TP	1	AUC	TP	1					
	Linear-Correlation	5.74		FP	0	0		0.05381	FP		0	0.05381		FP	0		0.05381	FP		0	0.05381	FP	0	0.05381	FP	0
	Capital-gain-logged	-39.37		FN	0	0		0.000762	FN		0	0.000762		FN	0		0.000762	FN		0	0.000762	FN	0	0.000762	FN	0
	Capital-gain	17.58		TP	1	1		0.087143	TP		1	0.087143		TP	1		0.087143	TP		1	0.087143	TP	1	0.087143	TP	1
	Latitude	-3.22		FP	0	0		0.080524	FP		0	0.080524		FP	0		0.080524	FP		0	0.080524	FP	0	0.080524	FP	0
	Longitude	-11.04		FN	0	0		0.00083095	FN		0	0.00083095		FN	0		0.00083095	FN		0	0.00083095	FN	0	0.00083095	FN	0
	Age	1.1972E+07		TP	1	1		0.719095	TP		1	0.719095		TP	1		0.719095	TP		1	0.719095	TP	1	0.719095	TP	1
	Married	0.05		FP	0	0		0.071286	FP		0	0.071286		FP	0		0.071286	FP		0	0.071286	FP	0	0.071286	FP	0
	Single	yes		FN	0	0		0.666667	FN		0	0.666667		FN	0		0.666667	FN		0	0.666667	FN	0	0.666667	FN	0
	Married	no		TP	1	1		0.061948	TP		1	0.061948		TP	1		0.061948	TP		1	0.061948	TP	1	0.061948	TP	1
Hosmer	R-Sq (L)	0.6542124	ROC Curve	TP	19	19	Success	TP	1	Fail	TP	1	AUC	TP	1	FPR	TP	1	AUC	TP	1					
	R-Sq (CS)	0.594673187		FP	0	0		0.05381	FP		0	0.05381		FP	0		0.05381	FP		0	0.05381	FP	0	0.05381	FP	0
	R-Sq (N)	0.792897853		FN	0	0		0.0007129	FN		0	0.0007129		FN	0		0.0007129	FN		0	0.0007129	FN	0	0.0007129	FN	0
				TP	1	1		0.006953266	TP		1	0.006953266		TP	1		0.006953266	TP		1	0.006953266	TP	1	0.006953266	TP	1
				FP	0	0		0.010511014	FP		0	0.010511014		FP	0		0.010511014	FP		0	0.010511014	FP	0	0.010511014	FP	0
				FN	0	0		0.024040023	FN		0	0.024040023		FN	0		0.024040023	FN		0	0.024040023	FN	0	0.024040023	FN	0
				TP	1	1		0.114861135	TP		1	0.114861135		TP	1		0.114861135	TP		1	0.114861135	TP	1	0.114861135	TP	1
				FP	0	0		0.033333333	FP		0	0.033333333		FP	0		0.033333333	FP		0	0.033333333	FP	0	0.033333333	FP	0
				FN	0	0		0.192497712	FN		0	0.192497712		FN	0		0.192497712	FN		0	0.192497712	FN	0	0.192497712	FN	0
				TP	1	1		0.199537724	TP		1	0.199537724		TP	1		0.199537724	TP		1	0.199537724	TP	1	0.199537724	TP	1
p-value	alpha	0.05	ROC Curve	TP	19	19	Success	TP	1	Fail	TP	1	AUC	TP	1	FPR	TP	1	AUC	TP	1					
				FP	0	0		0.05381	FP		0	0.05381		FP	0		0.05381	FP		0	0.05381	FP	0	0.05381	FP	0
				FN	0	0		0.0007129	FN		0	0.0007129		FN	0		0.0007129	FN		0	0.0007129	FN	0	0.0007129	FN	0
				TP	1	1		0.006953266	TP		1	0.006953266		TP	1		0.006953266	TP		1	0.006953266	TP	1	0.006953266	TP	1
				FP	0	0		0.010511014	FP		0	0.010511014		FP	0		0.010511014	FP		0	0.010511014	FP	0	0.010511014	FP	0
				FN	0	0		0.024040023	FN		0	0.024040023		FN	0		0.024040023	FN		0	0.024040023	FN	0	0.024040023	FN	0
				TP	1	1		0.114861135	TP		1	0.114861135		TP	1		0.114861135	TP		1	0.114861135	TP	1	0.114861135	TP	1
				FP	0	0		0.033333333	FP		0	0.033333333		FP	0		0.033333333	FP		0	0.033333333	FP	0	0.033333333	FP	0
				FN	0	0		0.192497712	FN		0	0.192497712		FN	0		0.192497712	FN		0	0.192497712	FN	0	0.192497712	FN	0
				TP	1	1		0.199537724	TP		1	0.199537724		TP	1		0.199537724	TP		1	0.199537724	TP	1	0.199537724	TP	1
sig	alpha	0.05	ROC Curve	TP	19	19	Success	TP	1	Fail	TP	1	AUC	TP	1	FPR	TP	1	AUC	TP	1					
				FP	0	0		0.05381	FP		0	0.05381		FP	0		0.05381	FP		0	0.05381	FP	0	0.05381	FP	0
				FN	0	0		0.0007129	FN		0	0.0007129		FN	0		0.0007129	FN		0	0.0007129	FN	0	0.0007129	FN	0
				TP	1	1		0.006953266	TP		1	0.006953266		TP	1		0.006953266	TP		1	0.006953266	TP	1	0.006953266	TP	1
				FP	0	0		0.010511014	FP		0	0.010511014		FP	0		0.010511014	FP		0	0.010511014	FP	0	0.010511014	FP	0
				FN	0	0		0.024040023	FN		0	0.024040023		FN	0		0.024040023	FN		0	0.024040023	FN	0	0.024040023	FN	0
				TP	1	1		0.114861135	TP		1	0.114861135		TP	1		0.114861135	TP		1	0.114861135	TP	1	0.114861135	TP	1
				FP	0	0		0.033333333	FP		0	0.033333333		FP	0		0.033333333	FP		0	0.033333333	FP	0	0.033333333	FP	0
				FN	0	0		0.192497712	FN		0	0.192497712		FN	0		0.192497712	FN		0	0.192497712	FN	0	0.192497712	FN	0
				TP	1	1		0.199537724	TP		1	0.199537724		TP	1		0.199537724	TP		1	0.199537724	TP	1	0.199537724	TP	1