



FACULDADE IBMEC SÃO PAULO

Programa de Mestrado Profissional em Economia

José Carlos Domingos

**IMPACTO DO NOVO ACORDO DA BASILÉIA SOBRE A
EXIGÊNCIA DE CAPITAL PARA PEQUENAS E MÉDIAS
EMPRESAS**

São Paulo

2009

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

José Carlos Domingos

**Impacto do novo acordo da Basiléia sobre a exigência de
capital para pequenas e médias empresas**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Economia da Faculdade Ibmec São Paulo, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de concentração: Risco de crédito e Estatística aplicados

Orientadora: Prof. Dra. Andréa Minardi – Ibmec SP

São Paulo

2009

Domingos, José Carlos

Impacto do novo acordo da Basiléia sobre a exigência de capital para pequenas e médias empresas / José Carlos Domingos; orientadora Andréa Minardi – São Paulo: Ibmecc São Paulo, 2009.

67 f.

Dissertação (Mestrado – Programa de Mestrado Profissional em Economia. Área de Concentração: Risco de crédito e Estatística aplicados) – Faculdade Ibmecc São Paulo.

1. Basiléia II; 2. Risco de crédito; 3. Análise Multivariada

FOLHA DE APROVAÇÃO

José Carlos Domingos

Impacto do novo acordo da Basiléia sobre a exigência de capital para pequenas e médias empresas

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Economia da Faculdade Ibmec São Paulo, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Economia.

Área de concentração: Risco de crédito e Estatística aplicados

Aprovado em: Junho/2009

Banca Examinadora

Profa. Dra. Andrea Maria Accioly Fonseca Minardi
Orientadora

Instituição: Insper Instituto de Ensino e Pesquisa

Assinatura:

Prof. Dr. Rinaldo Artes

Instituição: Insper Instituto de Ensino e Pesquisa

Assinatura:

Prof. Dr. João Carlos Douat

Instituição: EAESP – Fundação Getúlio Vargas

Assinatura:

Aos meus queridos pais
Francisco e Fátima, e à
minha esposa Daiane.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos que contribuíram para a elaboração deste trabalho, em especial:

- À minha orientadora Profa. Dra. Andréa Minardi, pelo tempo dedicado a revisão deste trabalho e por suas importantes contribuições e sugestões que permitiram a conclusão do mesmo.
- A meus pais, Francisco e Fátima, e aos meus irmãos David e Livia, que sempre me incentivaram e dos quais tenho muito orgulho.
- À minha esposa Daiane, que em todos os momentos me apoiou durante essa empreitada, muitas vezes abdicando de seus próprios interesses.
- A todos os professores do Insper com quem tive aula e que, com a excelência de seus conhecimentos, muito contribuíram para minha formação.
- Ao SERASA Experian, em particular a Eliane Otoni, pela coordenação na obtenção da importante base de dados usada na dissertação.
- À SAP e em particular a Reginaldo Stela e Takashi Taniguchi, que sempre me apoiaram e incentivaram a cursar o mestrado.
- Aos amigos de turma, em particular André, Terence, Fabrício, Júlio e Fábio. O conhecimento de vocês foi fundamental para minha formação.

RESUMO

Domingos, José Carlos. Impacto do novo acordo da Basileia sobre a exigência de capital para pequenas e médias empresas. 2009. 67 f. Dissertação (Mestrado) – Faculdade Ibmec São Paulo, São Paulo, 2009.

O objetivo deste trabalho é investigar os efeitos do novo acordo da Basileia sob o capital requerido em carteiras de créditos concedidos a pequenas e médias empresas. O acordo prevê classificar a carteira tanto como *corporate* ou como varejo. Com base nos dados de pequenas e médias empresas da SERASA, é gerado um sistema de *rating* interno e taxas de recuperação por categoria de *rating*. As técnicas utilizadas são análise discriminante, regressão logística, cluster hierárquico e árvores de classificação. O resultado mostra que os bancos brasileiros podem ter benefícios em termos de menor capital requerido quando esses créditos concedidos a PMEs forem classificados como varejo. Os bancos deverão gerenciar esses créditos de forma agregada ou massificada, sem dar tratamento específico na análise de crédito dos clientes desses grupos. Caso os créditos a esses clientes sejam classificados em carteiras *corporate*, verificou-se que os requerimentos de capital serão superiores aos atuais 11% exigidos pelo Banco Central do Brasil, desconsiderando a parcela de capital requerida por risco de mercado e risco operacional. Além disso, os bancos devem usar os dados históricos de forma a estimar os próprios parâmetros de probabilidade de *default* (PD) e perda dado *default* (LGD).

Palavras-chave: Basileia II; *Risco* de crédito; Análise Multivariada; *Rating* Interno, Probabilidade de *Default*

ABSTRACT

Domingos, José Carlos. **Impacts of the Basel II accord on capital requirements for small and medium size enterprises**. 2009. 67f. Dissertation (Mastership) – Instituto Insper, São Paulo, 2009.

The objective of this paper is to investigate the effects of the Basel II capital accord in terms of capital requirement for loan portfolios given to small and medium size enterprises. The accord allows classify this loan portfolio as *corporate* or retail. This paper uses data obtained from SERASA, and considering these data it was generated an internal *rating* system and recovery rates for each *rating* category. The techniques used are logistic regression, hierarchy cluster, classification trees and discriminant analysis. As final result, it was concluded that the brazilian banks can have significant benefits in terms on capital requirements when these credits given to SMEs are classified as retail. In case the credits for these customers are classified as *corporate*, the capital requirements would be higher than the current 11% (Basel I), but not considering both market risk and operational risk capital requirements yet. In the first case, the banks must manage these credits in an aggregated way, not considering any specific credit analysis separately. Also, the banks must use their own data in order to estimate the parameters of probability of *default* (PD) and loss given *default* (LGD).

Keywords: Basil II; Credit risk; Multivariate Analysis; *Rating*; Probability of *default*

LISTA DE TABELAS E GRÁFICOS

GRÁFICO 1 – CORRELAÇÃO DE ATIVOS “R” EM FUNÇÃO DE PD	17
TABELA 1. PERCENTUAL DE DEFAULT POR ANO.....	28
TABELA 2. ÍNDICES CRIADOS PARA REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	28
TABELA 3. EVOLUÇÃO DA DUMMY DE PROTESTOS	29
TABELA 4. DESCRITIVA DO BANCO DE DADOS.	30
GRÁFICO 2 – DISTRIBUIÇÃO DE FUNÇÃO LOGIT COM DIFERENTES PARÂMETROS.	32
TABELA 5. RESULTADOS DAS REGRESSÕES LOGÍSTICA.....	40
TABELA 6. EXPECTATIVAS DOS SINAIS DOS COEFICIENTES DAS VARIÁVEIS EXPLICATIVAS.....	41
TABELA 7. CENTRO DOS CLUSTERS PARA CADA VARIÁVEL.	43
TABELA 8. ANOVA.....	43
TABELA 9. PROBABILIDADES DE DEFAULT EM CADA CLUSTER.	44
TABELA 10. TESTE DE IGUALDADE ENTRE AS MÉDIAS DOS CLUSTERS.....	45
TABELA 11. TABELA FINAL DE PROBABILIDADES DE DEFAULT DA ÁRVORE DE CLASSIFICAÇÃO. ...	50
TABELA 12. PERCENTUAL DE CLASSIFICAÇÃO CORRETA.	50
TABELA 13. TESTE DE IGUALDADE ENTRE AS MÉDIAS DOS NÓS.....	51
TABELA 14. TESTE DE IGUALDADE DE MÉDIAS DO GRUPO 1.....	52
TABELA 15. TESTE DE IGUALDADE DE MÉDIAS DO GRUPO 2.....	53
TABELA 16. TESTE DE IGUALDADE DE MÉDIAS DO GRUPO 3.....	53
TABELA 17. TESTE DE IGUALDADE DE MÉDIAS DO GRUPO 4.....	53
TABELA 18. LGD ESTIMADA PARA CADA CLUSTER.....	55
TABELA 19. CAPITAL REGULATÓRIO I.....	57
TABELA 20. CAPITAL REGULATÓRIO II.....	57
TABELA 21. CAPITAL REGULATÓRIO III.....	58
TABELA 22. CAPITAL REGULATÓRIO IV.....	58
TABELA 23. CAPITAL REGULATÓRIO V.....	59
TABELA 24. CAPITAL REGULATÓRIO VI.....	59
TABELA 25. CAPITAL REQUERIDO – RESUMO.	60

LISTA DE FIGURAS E QUADROS

QUADRO 1. AS DIFERENTES ABORDAGENS DE BASILÉIA II.	15
QUADRO 2. REGRAS DE CLASSIFICAÇÃO PARA PEQUENAS E MÉDIAS EMPRESAS	18
QUADRO 3. REQUERIMENTOS DE CAPITAL ALTMAN E SABATO (2005).....	20
QUADRO 4. REQUERIMENTOS DE CAPITAL – SAURINA E TRUCHARTE (2003).....	21
FIGURA 1 – ESQUEMATIZAÇÃO DA METODOLOGIA PARA TESTAR O IMPACTO DE BASILÉIA II EM TERMOS DE CAPITAL REGULATÓRIO.	26
FIGURA 2. UM EXEMPLO DE ÁRVORE DE CLASSIFICAÇÃO.....	35
FIGURA 3. PERFIL DE ACURACIDADE ACUMULADA.....	41
FIGURA 4. ÁRVORE DE CLASSIFICAÇÃO FINAL.	46
FIGURA 5. PRIMEIRO PARTIÇÃO: VARIÁVEL DE DECISÃO → ROE.	47
FIGURA 6. SUBPARTIÇÕES DO NÓ 1: VARIÁVEIS PREDITORAS → EBIT/DESPESAS FINANCEIRAS E RECEITA FINANCEIRA.....	47
FIGURA 7. SUBCONJUNTOS DO NÓ 3: VARIÁVEIS PREDITORAS → EBIT/DESPESAS FINANCEIRAS, RECEITA FINANCEIRA E ROE NOVAMENTE.	49
FIGURA 8. ASSOCIAÇÕES DE <i>CLUSTERS</i> E NÓS.	52
FIGURA 9. DISTRIBUIÇÃO DE LGD ESTIMADA PARA CADA <i>CLUSTER</i>	55
FIGURA 10. FÓRMULAS PARA REQUERIMENTO DE CAPITAL PARA PMES.....	56

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
2. REVISÃO DA LITERATURA RELEVANTE.....	13
3. BANCO DE DADOS E METODOLOGIA.....	24
3.1 ESQUEMATIZAÇÃO DAS ETAPAS DA METODOLOGIA.....	24
3.2 BANCO DE DADOS	26
3.3 IDENTIFICAÇÃO E TRATAMENTO DE VALORES ABERRANTES MULTIVARIADAMENTE NA AMOSTRA	29
3.4 A REGRESSÃO LOGÍSTICA	30
3.5 DETERMINAÇÃO DE RATINGS INTERNOS.....	33
3.6 ÁRVORES DE CLASSIFICAÇÃO	35
3.6.1 MÉTODO CHAID (CHI-SQUARED AUTOMATIC INTERACTION DETECTION)	37
3.7 ANÁLISE DISCRIMINANTE	38
4. RESULTADOS.....	39
4.1 REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	39
4.2 CURVA ROC	41
4.3 FORMAÇÃO DOS CLUSTERS	42
4.3.1 ANÁLISE DISCRIMINANTE PARA OS CLUSTERS.....	44
4.4 ÁRVORES DE CLASSIFICAÇÃO	45
4.4.1 ANÁLISE DISCRIMINANTE PARA OS NÓS.....	51
4.5 COMPARAÇÃO ENTRE AS CLASSIFICAÇÕES BASEADAS EM CLUSTERS E ÁRVORES DE CLASSIFICAÇÃO.....	51
4.6 ESTIMATIVA DE LGD	54
4.6 CÁLCULO DO CAPITAL REGULATÓRIO.....	56
4.7 SUMÁRIO DOS RESULTADOS	60
5. CONCLUSÃO	61
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64

1. Introdução

Toda grande reestruturação para cálculo de capital regulatório mínimo derivado do novo Acordo da Basileia (Basileia II) pode levar a um impacto na economia brasileira, de forma positiva ou negativa. As pequenas e médias empresas (PMEs) representam 99,5% (fonte: IBGE 2005) do total de empresas cadastradas no CEMPRE – Cadastro Central de Empresas - empregando aproximadamente 74,5% do total da força de trabalho e com importância fundamental no PIB brasileiro.

O financiamento dessas empresas se verifica por instituições financeiras privadas e públicas, sendo que essas últimas, através do governo federal, oferecem uma série de programas de desenvolvimento para fortalecimento dos mais diversos setores da economia.

Dado esse contexto, entende-se ser importante para as instituições financeiras, PMEs e reguladores a realização de um estudo com dados reais e atualizados, de modo a identificar os efeitos do acordo para o crédito, evidenciando os possíveis impactos para essas empresas e, conseqüentemente, para a economia brasileira.

O objetivo desse trabalho é examinar os efeitos do novo acordo de Basileia no cálculo de exigência de capital de bancos para créditos a pequenas e médias empresas no Brasil, evidenciando através dos cálculos se haverá motivação para implementar uma das abordagens IRB (básica ou avançada) ou o modelo padronizado e ainda se a oferta de crédito a PMEs será influenciada pelas regras de capital regulatório do novo acordo da Basileia.

Para isso, foram analisadas as duas alternativas existentes para os bancos classificarem a carteira de PMEs, varejo ou *corporate*, identificando os benefícios em termos de redução de capital exigido para ambas as possibilidades e conseqüentemente identificando a melhor classificação.

Utilizando dados da SERASA com informações contábeis, comportamentais e de rentabilidade de 10.000 empresas entre 1998 e 2006, aplicou-se um modelo de regressão logística para identificar os principais índices que explicam o evento de *default*. Em função desses índices foram criadas classes de *rating* utilizando-se *clusters* hierárquicos e árvores de classificação para cálculo do capital econômico. Para validação dos grupos foi usada análise discriminante e um aprimoramento

deste trabalho em relação aos anteriores foi a utilização de extensa base de dados assim como a criação de uma *proxy* para estimar LGDs (*Loss Given Default*).

O restante desse trabalho está organizado em cinco seções além da introdução. Na segunda seção é feita uma revisão da literatura, enfatizando alguns artigos relevantes sobre a implementação de Basileia II e impactos no capital regulatório. A metodologia utilizada no trabalho é abordada na terceira seção. A quarta seção é dedicada à construção da base de dados utilizada. Os resultados do trabalho são apresentados e discutidos na quinta seção. Por fim, uma última seção de conclusão procura sumarizar as contribuições do trabalho.

2. Revisão da literatura relevante

2.1. O novo Acordo de Capital da Basileia

Em junho de 2004 foi publicado pelo BIS (Banco Internacional de Liquidações) o novo acordo de capital da Basileia (Basileia II), cujo objetivo principal é manter a solvência das instituições financeiras sem prejudicar a concorrência bancária.

O BIS é uma organização internacional que promove cooperação monetária e financeira entre os países, além de ser um fórum dedicado a promoção de contatos, discussões e intercâmbio entre os bancos centrais. O banco também é a principal contraparte para os bancos centrais e atua como agente fiduciário nas transações financeiras internacionais.

Entretanto o BIS não possui autoridade supranacional e também não é um órgão regulatório, mas seus padrões são aplicados pelo G10 aos grandes bancos internacionais e usados pelos demais países do mundo como padrão.

O grande tema de discussão sobre o novo acordo de capital da Basileia está no possível aumento de requerimento de capital para empréstimos às PMEs, motivado principalmente pela adoção de novas técnicas de gerenciamento de risco, onde os bancos entendem que PMEs têm um maior risco de inadimplência do que as grandes empresas e com isso exigem uma maior alocação de capital quando comparado com as regras de Basileia I.

É claro que um aumento no nível de capital pode diminuir a atividade de concessão de créditos a PMEs, podendo gerar uma retração nos níveis de atividade econômica dada a grande participação desse segmento no PIB brasileiro, conforme visto anteriormente.

Um impacto dessa natureza penaliza este segmento, prejudicando assim seus resultados, mas sobretudo comprometendo o crescimento das empresas pequenas e médias, para as quais o crédito diminuiria ou se encareceria, em qualquer dos casos de forma macroeconomicamente indesejável.

Ainda, no Brasil uma parte significativa dos pequenos empréstimos é realizada a PMEs, o que seria mais um argumento para uma análise mais detalhada dos impactos nos níveis de exposições a esse tipo de empresa em função da atual reforma de capital.

Nesse cenário o Comitê da Basiléia analisou profundamente os problemas e argumentos discutidos aqui e em Junho de 2004 e alterou definitivamente as fórmulas para calcular as ponderações de risco a PMEs, aceitando a evidência de que o valor da correlação dos ativos era inversamente proporcional ao tamanho de cada firma e que as pequenas e médias empresas eram menos sensíveis aos ciclos econômicos que as grandes empresas.

Finalmente, é importante destacar o momento o qual atual e oportuno é a discussão desse tema, pois segundo o comunicado 16.127 do BACEN, o processo completo de implementação da Basiléia II só estará completo no final de 2012.

Segundo Chianamea (2006), espera-se que solvência seja mantida através da manutenção de capital suficiente para cobrir as possíveis perdas dos ativos dos bancos, e a concorrência internacional não seja afetada uma vez que a exigência de capital se aplicaria a todos os bancos com atividades internacionais.

Schechtman (2003) afirma que a implementação no novo acordo de capital Basiléia II, trará aos bancos vantagens significativas como a oportunidade de aproximar as noções de capital regulatório e capital econômico, tornando o capital regulatório mais sensível aos níveis de risco presentes nas carteiras de crédito e diminuindo os problemas de arbitragem regulatória.

Também com a implementação do acordo, os bancos nacionais poderão aproveitar uma maior competitividade com os bancos internacionais, uma vez que Basiléia II adotará os mesmos critérios entre instituições de capital nacional ou estrangeiro. Além disso, as instituições que adotarem Basiléia II aproveitarão dos benefícios de adoção das melhores práticas mundiais de gestão de risco, o que pode diminuir os custos de captação dessas instituições.

O novo acordo sucede o primeiro, publicado em 1988, pelo fato de grandes mudanças econômicas e o surgimento de operações financeiras estruturadas fazerem com que a eficácia do primeiro fosse se reduzindo ao longo dos anos.

Chianamea (2006) diferencia abaixo ambos os acordos:

- No cálculo de capital mínimo será considerado o risco operacional, dado em três diferentes abordagens com uma tendência ascendente na sofisticação dos modelos. Em Basiléia I essa parcela não existia;
- A parcela de risco de mercado não teve alterações, mantendo as regras definidas no acordo de capital de 1996;
- A parcela de risco de crédito teve grandes alterações quando comparadas com o primeiro acordo. Da mesma forma que a parcela de risco operacional, o risco de crédito tem três diferentes abordagens de cálculo, definidas como padronizada, IRB Fundamental e IRB Avançada. O quadro 1 explica as diferentes abordagens.

Quadro 1. As diferentes abordagens de Basiléia II.

Parâmetro	Básica	IRB Fundamental	IRB Avançada
PD (probabilidade de default)	Ponderações fixas a cada uma das categorias	Estimativas dadas pelo banco	Estimativas dadas pelo banco
LGD (perda dado default)	NA	Estimativas padronizadas do agente regulador	Estimativas dadas pelo banco
EAD (exposição no default)	NA	Estimativas padronizadas do agente regulador	Estimativas dadas pelo banco
M (maturidade)	NA	Estimativas padronizadas do agente regulador	Estimativas dadas pelo banco

Fonte: elaborado pelo autor

2.2. Decisões do novo acordo da Basileia II para PMEs

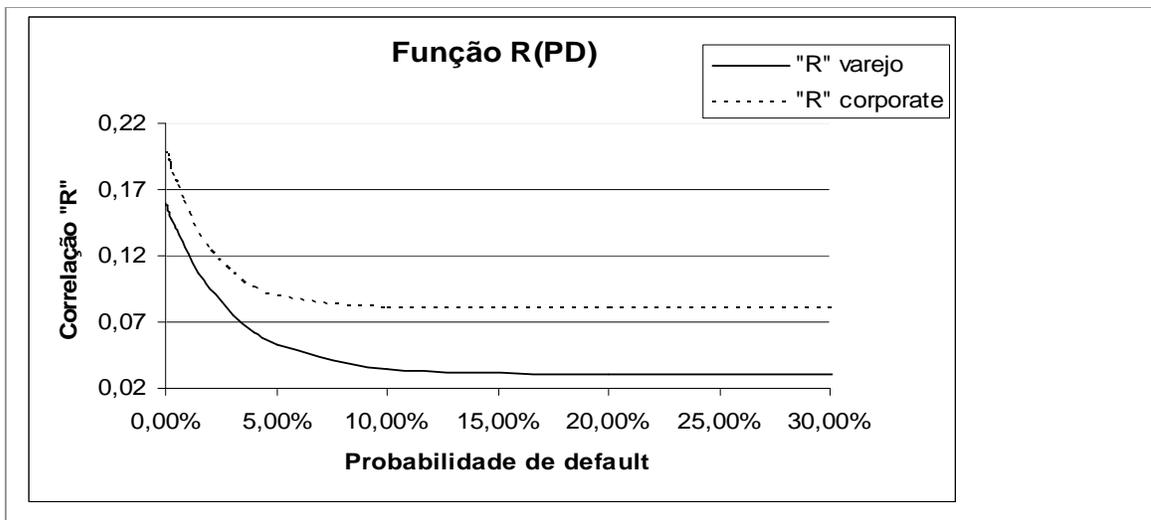
Através dos chamados *consultive papers*, o Comitê da Basileia procura obter as opiniões da indústria bancária e de supervisores que não são membros do Comitê sobre as decisões tomadas sobre o novo acordo de capital Basileia II. Sendo assim, um dos temas relevantes dessas consultas feitas ao mercado é relacionado às preocupações existentes acerca das exposições de crédito para pequenas e médias empresas em termos de requerimento de capital.

O argumento principal segundo Saurina e Trucharte (2003), era que, nas fórmulas propostas originalmente, o valor da correlação entre os ativos de PMEs era excessivamente alta quando comparado com a de grandes empresas, o que geraria um alto requerimento de capital aos créditos realizados às mesmas e reduziria o volume financeiro de concessões a esse segmento de empresas.

Assim em 2001, após divulgações dos testes de calibração realizados durante o mesmo ano, o comitê de supervisão bancária da Basileia realizou importantes alterações nas fórmulas para cálculo de capital. Entre as principais mudanças pode-se citar:

a) Alteração das ponderações da curva de risco, implicando redução do capital mínimo requerido a exposições *corporate*. Tal alteração foi realizada através da determinação de que o coeficiente de correlação entre ativos seria função da probabilidade de *default* (PD), permitindo que os devedores com maiores PDs fossem os mais beneficiados, incluindo as PMEs. Segundo Chianamea (2006), a interpretação mais direta para a correlação “R” é a de que indica quais categorias de crédito sofrem maiores volatilidades em função de oscilações econômicas, sendo que quanto maior a correlação “R”, maior a exigência de capital. Basileia II adota um formato decrescente da curva de correlação de ativos, ou seja, empresas com menor PD são mais penalizadas que as empresas com maiores PDs. Isso porque as empresas com maiores PDs já são penalizadas por provisionamentos oriundos das perdas esperadas e entre essas empresas estão as pequenas e médias. O Gráfico 1 ilustra a correlação dos ativos em função da probabilidade de *default*.

Gráfico 1 – Correlação de ativos “R” em função de PD



Fonte: elaborado pelo autor

b) Foi alterada também a medida de risco para outras exposições de varejo, que deixou de ser uma constante e passou a ser função da probabilidade de *default*. Dessa maneira, exposições a pequenas e médias empresas poderiam ser classificadas nessa categoria, motivados ou pelo tamanho da empresa ou pelo modo com o qual um banco gerencia esse tipo de exposição.

c) A última importante alteração foi o reconhecimento de técnicas diversas de mitigação de risco, em particular, garantias e colaterais dadas em operações de crédito.

Certamente essas alterações causaram uma reação positiva no segmento financeiro já que as novas curvas propostas para exposições varejo e *corporate* diminuíram significativamente o impacto negativo das curvas propostas anteriormente (maiores requerimentos de capital).

Mas as definições mais significativas para o cálculo de requerimento de capital foram apresentadas em abril de 2003, quando critérios quantitativos foram anunciados para definir e atribuir riscos de crédito de diferentes tamanhos de empresas às suas respectivas curvas de risco. Dentre os principais critérios pode-se citar:

- Definiu-se que PMEs são aquelas empresas cujas vendas anuais são inferiores a EUR 50milhões, permitindo aos bancos distinguir entre empréstimos concedidos a essas empresas e às demais.
- O segundo critério trata da elegibilidade das exposições para que as mesmas tenham um tratamento de carteiras de varejo. Os bancos, em condições específicas, podem classificar exposições a PMEs na categoria de varejo. Para isso, é importante que esses empréstimos sejam gerenciados como outras exposições de varejo, isso é, o crédito não pode ser concedido por análises aprofundadas de balanço realizadas por um comitê de crédito, como nos créditos corporativos, por exemplo. Ou seja, as propostas de concessão de crédito devem ser aprovadas ou não segundo regras pré-definidas em função das características do produto de empréstimo, garantias fornecidas e *rating* do cliente. Além disso, o montante total de exposição de um banco para uma mesma empresa deve ser inferior a EUR1 milhão.

O BACEN (Banco Central do Brasil) definiu os próprios critérios a serem aplicados para segregação dessas empresas no Brasil. O quadro 2 resume as possíveis classificações em função dos critérios acima:

Quadro 2. Regras de classificação para pequenas e médias empresas

	Vendas > R\$2,4mi	Vendas < R\$2,4mi e exposição > R\$400mil	Vendas < R\$2,4mi e Exposição < R\$400mil
Classe de ativo	Corporate	Corporate*	Retail**
*o coeficiente de correlação é ajustado pelo tamanho da empresa			
** as exposições devem ser gerenciadas como "outras exposições de varejo"			

Fonte: BACEN, circular 3.360

2.3. Análises de impactos da classificação de PMEs como varejo ou *corporate* no requerimento de capital segundo a abordagem IRB avançada

Altman e Sabato (2005) verificaram a diferença em capital regulatório entre classificar uma carteira de crédito de pequenas e médias empresas como varejo ou como *corporate* na Itália, Austrália e Estados Unidos.

No caso da Itália, utilizaram uma base de dados composta por mais de 20.000 empresas de um portfólio de um grande banco italiano. Construíram um sistema de escoragem de crédito com base em diversos índices contábeis no período compreendido entre 2000 e 2003. Com base num modelo de regressão logística selecionaram 20 índices que podem ser classificados como alavancagem financeira, rentabilidade operacional e liquidez. Foram geradas nove categorias de *rating* com probabilidades de *default* (PD) que vão de 0,03% a 15%. Para obterem a probabilidade de *default* dividiram o número de *defaults* no final do período pelo número de empresas classificadas no início do período em cada classe. Para análise do capital regulatório das carteiras consideraram as seguintes premissas:

1) A maturidade efetiva das exposições é de três e cinco anos para pequenas e médias empresas, respectivamente.

2) Pequenas empresas representam 85% da carteira e as médias, 15%.

3) LGD = 45%. Loss given default ou simplesmente LGD pode ser entendido como o percentual de perdas de um crédito cedido após uma possível inadimplência do tomador desse crédito.

No caso da Austrália, Altman e Sabato (2005) utilizaram dados de mais de 10.000 empresas australianas. Classificaram as empresas em 15 categorias de *rating*, com PDs variando entre 0,03% e 20%. Para a classificação utilizaram o *Corporate Scorecard Credit Rating* derivado do modelo de pontuação ZETA de Altman et al. (1977), sendo que as premissas e considerações sobre maturidade da carteira, percentual entre médias e pequenas empresas da carteira e LGD são as mesmas que as citadas no caso italiano.

No caso dos Estados Unidos da América, Altman e Sabato (2005) utilizaram uma amostra de 4.300 empresas, com dados contábeis entre 2000 e 2003. Criaram onze categorias de *ratings* com base no modelo Z-score de Altman (1993), sendo que as PDs ficaram entre 0,03% e 20%.

Os resultados encontrados estão resumidos no Quadro 3. Altman e Sabato (2005) encontram que para os três países analisados, seria necessário que pelo menos 20% de pequenas e médias empresas fossem classificadas como *retail* de maneira que o requerimento de capital se mantivesse nos atuais 8%.

Ainda, para que os bancos tenham uma diminuição na exigência de capital quando usar a metodologia IRB avançada ao invés da padronizada, é necessário que o percentual de PMEs a serem consideradas como *retail* seja pelo menos 40% (*breakeven*).

Dado que os empréstimos a PMEs podem ser classificados como *retail*, os autores esperam um aumento nos níveis de empréstimos por parte dos grandes bancos para PMEs, uma vez que há uma clara redução de exigência de capital para esses créditos quando comparada com Basileia I. Entretanto, para que essa classificação seja possível, grandes investimentos devem ser realizados para modernizar as técnicas de gerenciamento de risco de crédito e métodos de precificação a serem aplicados por eles de modo a viabilizar a diminuição do custo de crédito, permitindo discriminar com maior assertividade as boas empresas das ruins. Os resultados encontrados de requerimento de capital estão no quadro 3.

Quadro 3. Requerimentos de capital Altman e Sabato (2005).

Relação de PMEs classificadas como "retail" e "corporate"		Abordagem IRB	Abordagem Padronizada	Requerimento atual
Itália	100% corporate	8,45%	8,00%	8,00%
	100% retail	4,88%	6% (75% de 8%)	
	50% retail e 50% corporate	6,67%	7,00%	
Austrália	100% corporate	8,81%	8,00%	8,00%
	100% retail	4,62%	6,00%	
	50% retail e 50% corporate	6,72%	7,00%	
EUA	100% corporate	8,61%	8,00%	8,00%
	100% retail	4,65%	6,00%	
	50% retail e 50% corporate	6,63%	7,00%	

Saurina e Trucharte (2003) analisaram o impacto do acordo em termos de requerimento de capital para a Espanha. Para isso utilizaram dados mensais de empréstimos concedidos pelos bancos espanhóis entre 1994 e 2001, disponíveis na agência de crédito espanhola. O quadro 4 resume os principais resultados encontrados para Espanha. Foi assumido que LGD é igual a 45%. Os dados de percentual médio de exposições consideram a participação que cada tipo de empresa (PME ou LE) possui na carteira de crédito total analisada, constituída de 580.059 empresas em 2001.

As probabilidades de *default* foram calculadas como sendo a média condicional do percentual de *default* de cada devedor, ou seja, considerando que um devedor em particular não tenha entrado em inadimplência em anos anteriores. O evento de *default* considerado foi o crédito ficar em atraso mais que 90 dias ou ainda considerar créditos cujos tomadores são considerados incapazes de honrá-los. Tais definições estão de acordo com as estabelecidas pelo BIS.

Quadro 4. Requerimentos de capital – Saurina e Trucharte (2003).

	Pequenas e médias empresas - faturamento < €50 milhões (PD = 3,08%)	Grandes empresas - faturamento > €50 milhões (PD = 0,65%)	Total
Percentual médio do total de exposições	71,40%	28,60%	100,00%
Requerimento de capital (abordagem IRB)	5,41%	1,86%	7,27%
Requerimento de capital (abordagem padronizada)	4,99%	2,29%	7,28%
Requerimento de capital atual	5,71%	2,29%	8,00%

Pode-se observar que, dado os percentuais médios das exposições por tipo de empresa no período compreendido entre os anos de 1994 e 2001, o requerimento de capital total no modelo IRB é de 7,27% contra os 8% da regra atual. Para o modelo padronizado, observa-se também um requerimento de capital inferior ao modelo atual, de 7,28%. A razão pela qual os percentuais entre o modelo

padronizado e IRB são aproximadamente iguais está relacionado com os requerimentos de capital para grandes empresas, que têm a probabilidade de inadimplência menor e conseqüentemente requer menos capital.

Os autores concluem que, de maneira agregada (considerando todo o mercado de crédito espanhol), a implementação de Basiléia II não vai modificar significativamente o modo com que os bancos realizam as operações de financiamento a pequenas e médias empresas, apesar da exigência de capital ser inferior aos atuais 8%. Afirmam que os benefícios dependerão do percentual de exposições a PME's que poderão ser classificadas na categoria de *retail* e que grande parte dos bancos espanhóis não terá incentivos para adotar a abordagem IRB. Chama a atenção de que a parcela de capital relativo a risco operacional não está incluído nos cálculos acima e caso o fosse, o capital resultante ficaria muito próximo dos atuais 8%, que é consistente com os objetivos definidos pelo agente regulatório.

Jacobson, Lindé e Roszbach (2005) apresentaram evidências de que pequenas e médias empresas exigirão menos capital regulatório que grandes empresas, para o mesmo nível de probabilidade de inadimplência. O principal argumento seria que créditos a PME's são geralmente menos sensíveis ao risco sistemático e suas correlações de probabilidades de *default* são menores do que as correlações de créditos *corporate*. Eles analisaram as carteiras completas e comuns de empréstimos de dois dos quatro maiores bancos suecos, computando tanto o capital econômico quanto o capital regulatório segundo Basiléia II para aproximadamente 17.000 observações. Tal fato permitiu medir o risco das carteiras apenas em função da classificação dos créditos como *retail* ou *corporate*, e não em função dos diferentes critérios de classificação entre as duas instituições.

Concluíram que portfólios de crédito a PME's são geralmente menos arriscados do que crédito *corporate*, o que justificaria o tratamento especial dado em Basiléia II de que portfólios *retail* possuem menor risco sistemático.

Berger (2006) examina o efeito competitivo da implementação de Basiléia II no requerimento de capital em bancos americanos no mercado de pequenas e médias empresas. Ele verifica se ponderações reduzidas de risco para créditos a

PMEs dados por grandes bancos que adotam o modelo IRB avançado podem afetar significativamente a atual conjuntura competitiva das organizações financeiras. A análise sugere que os efeitos competitivos serão relativamente pequenos para a maioria dos bancos uma vez que os grandes implementadores do modelo IRB avançado têm um maior portfólio de produtos de empréstimos e também carteiras de clientes significativamente maiores e mais diversificadas do que as de bancos locais ou de nicho.

Porém, segundo Berger (2006), pode haver efeitos competitivos entre grandes bancos que não adotam o modelo avançado, já que os dados não indicam qualquer segmentação significativa de créditos a PMEs entre as carteiras desses bancos. Afirma ainda ser importante observar que a adoção da metodologia IRB avançada pode reduzir o capital regulatório mínimo e conseqüentemente os custos marginais de empréstimos dos bancos que a adotarem. Concluiu que isso pode gerar um efeito de substituição de clientes entre bancos IRB-A e não IRB-A, pois a redução do custo marginal permite aos primeiros reduzir os preços ou aumentar a quantidade de empréstimos para PMEs, levando a uma redistribuição do “*market-share*”.

No Brasil, Schechtman (2003) utilizou dados da Central de Risco de Crédito do Banco Central do Brasil no período de 2000 a 2002 para estimar probabilidades de *default* e, com informações sobre os saldos das exposições contidas nessa base de dados, estimou os requerimentos de capital para carteiras *corporate* de 28 bancos usando a metodologia IRB *foundation*. Mostrou que com os dados disponíveis atualmente na Central de Risco de Crédito é possível estimar probabilidades de *default* que, associadas com dados de *Exposure at default* (EAD) podem conduzir a estimativas de requerimento de capital e provisão dos bancos. Concluiu que a metodologia IRB pode ser entendida como mais conservadora que os regulamentos regulatórios atuais, mas enfatiza que tal fato se refletiu para apenas metade dos bancos analisados. É importante ressaltar que no período de outubro de 2000 a outubro de 2002, a economia brasileira passou por um período de grande desvalorização da moeda e que não se pode afirmar que se os estudos fossem feitos com dados atuais chegariam aos mesmos resultados.

3. Banco de Dados e Metodologia

3.1 Esquematização das Etapas da Metodologia

Para simular os efeitos de Basileia II para requerimento de risco de crédito, foram utilizados dados do SERASA de 10.000 PMEs brasileiras no período de 1998 a 2007, contendo informações contábeis e comportamentais, dados de protesto e recuperação.

O evento de *default* considerado para toda a análise foi baseado nos dados de *ratings* estimados pelo SERASA, onde as empresas são classificadas entre 1 e 22. Empresas classificadas com *ratings* de 20 a 22 são consideradas inadimplentes, sendo que uma das principais variáveis utilizadas nessa classificação é justamente os dias em atraso com obrigações bancárias.

Os dados foram tratados para eliminação de *outliers* tanto univariadamente quanto multivariadamente. Para isso a técnica da distância de Mahalanobis foi utilizada com a execução de programa do software S-PLUS.

Usando os dados de balanço, resultados e protestos, diversos outros índices foram criados, sendo que todos eles são consistentes com os encontrados na literatura como bons previsores de *default*. Hayden (2003) modela a previsibilidade de *default* com 65 variáveis obtidas a partir de dados contábeis de empresas austríacas.

Com base numa regressão logística, foram selecionadas as variáveis críticas que explicam a probabilidade de inadimplência. Como a base de dados é composta por diversas informações do balanço e da DRE de milhares de empresas, a regressão logística terá um papel fundamental no trabalho que é identificar as variáveis ou índices de balanço que melhor explicam o evento de *default*.

As observações foram alocadas ano a ano em nove categorias de *ratings* com base em análise de agrupamento (distância de euclidiana) e em onze quando o método escolhido foi o de árvores de classificação, associando-se a cada classe a estimativa de PD e LGD. Também serão evidenciadas as diferenças que ambos os métodos de classificação geram no cálculo do requerimento de capital. Uma comparação entre as metodologias será realizada de forma a verificar se as

classificações das empresas nas diferentes classes de *ratings* foram semelhantes entre ambas.

Os sistemas de *ratings* foram validados por análises discriminantes. Foram estimadas probabilidades de *default* com base na média das observações que entraram em *default* em cada categoria de *rating* para cada safra. Dado que as classes estão bem definidas, pode-se então calcular as probabilidades de *default* para cada uma delas, assim como estimar LGD de cada classe. As perdas em caso de *default* foram estimadas com base nos dados de protesto da base de dados. Para cada classe de *rating* foi calculada a razão entre o volume financeiro de títulos protestados pagos e o volume financeiro total de títulos protestados.

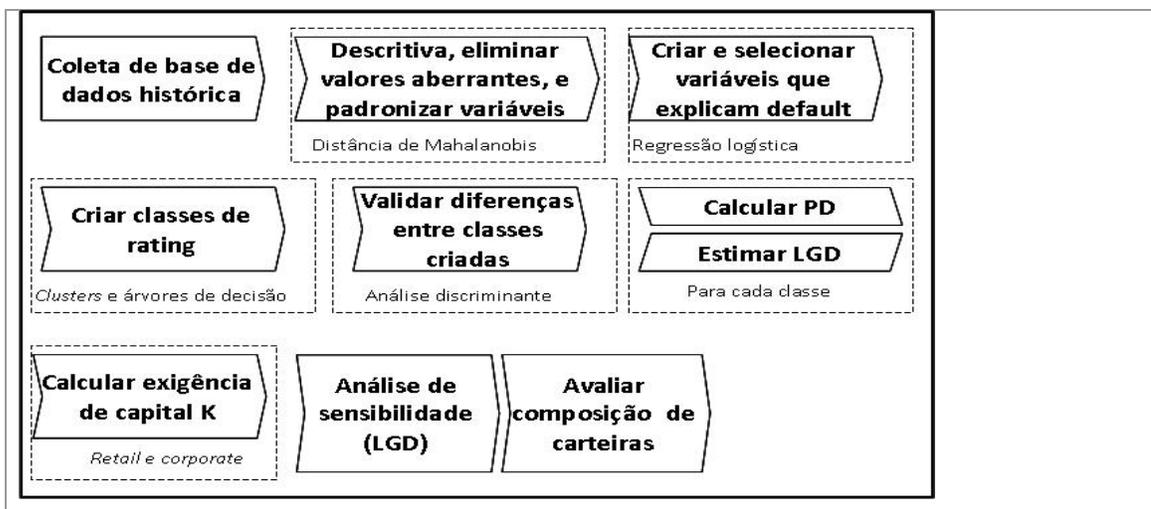
Finalmente, utilizando-se as fórmulas mais recentes do acordo da Basileia II, calcula-se o requerimento de capital (k) segundo a metodologia IRB avançada, considerando-se primeiramente as exposições a PME's como carteiras *retail* e em seguida como *corporate*. Além de PD e LGD estimadas, outros parâmetros foram calculados: correlação entre ativos (R) e ajuste de maturidade (b).

De forma a avaliar o impacto no capital dada alterações nas estimativas de LGD, é realizada uma análise de sensibilidade variando-se esse importante fator (LGD) e identificando o efeito correspondente.

Como conclusão, espera-se definir um percentual mínimo de toda a carteira que deve ser classificada como *retail* de forma que os bancos que adotarem o modelo IRB avançado mantenham, no mínimo, os atuais 11% de capital exigido.

A Figura 1 esquematiza as etapas da metodologia desenvolvida.

Figura 1 – Esquemática da Metodologia para Testar o Impacto de Basiléia II em termos de capital regulatório.



3.2 Banco de dados

Basiléia II requer que para as estimativas dos parâmetros necessários para cálculo do capital mínimo requerido (PD, LGD e EAD) seja utilizado um período que contenha um ciclo econômico completo ou uma base de dados não inferior a sete anos de observações. Para isso adotou-se o período de 1998 a 2007.

Nesse período podem-se destacar como importantes eventos macroeconômicos (e que caracterizam um ciclo econômico) a crise da Rússia em 1998 e da Argentina em 2001, a maxidesvalorização cambial em janeiro de 1999 e a crise de energia no Brasil em 2001. A partir de 2001 o Brasil experimentou um período de taxas de juros elevadas. As taxas de juros permaneceram elevadas até início de 2004, quando então começaram a diminuir em virtude do aquecimento da economia.

Foram coletados dados anuais de demonstrações contábeis, variáveis comportamentais e de rentabilidade, inclusive rating SERASA de 10.000 empresas consideradas pequenas ou médias (faturamento inferior a R\$2,4 milhões). A SERASA classifica as empresas numa escala de 1 a 22, dado que as empresas que

estão nas classes 20, 21 e 22 são consideradas como inadimplentes segundo vários critérios, sendo que um dos principais é o número de dias em atraso de dívidas bancárias. Foram coletadas as seguintes informações:

- Máscara para identificação da empresa de forma unívoca;
- Data do balanço: data considerada para encerramento do balanço, variando de 1998 a 2007;
- Rating da empresa: rating dado pelo SERASA segundo regras próprias. Varia de 1 a 22, sendo que entre 20 e 22 são consideradas empresas em default.
- Dados do balanço patrimonial: Faturamento anual, Ativos totais, Passivos totais, Exigível total de LP, Dívidas bancárias totais, Dívidas bancárias de Longo Prazo, Caixa, Ativos tangíveis, Total de contas a pagar.
- Dados de DRE: receita financeira, despesa financeira, EBIT, lucro líquido e ROE.
- Dados comportamentais: Quantidade de títulos protestados no período, valor dos títulos protestados no período, Quantidade de títulos quitados o período e valor dos títulos quitados no período.

Na composição da amostra, foram tomadas as seguintes providências:

i) Exclusão dos balanços e demonstrativos dos anos de 1998, 2006 e 2007, pois, comparativamente com os demais períodos, a quantidade de empresas com dados era menor;

ii) Exclusão dos dados das empresas cujo faturamento foi inferior a R\$120 mil em algum período compreendido entre 1999 e 2005.

iii) Exclusão da amostra das empresas que entraram em default em algum período compreendido entre 1999 e 2005, pois todas as informações sobre empresas posteriores a migração para as classes de default são desconsideradas. Abaixo a tabela dos percentuais de default do período de análise.

Tabela 1. Percentual de default por ano.

Ano	Percentual de default
1999	4,27%
2000	4,50%
2001	5,55%
2002	6,04%
2003	6,13%
2004	6,32%
2005	6,54%

Fonte: elaborado pelo autor com dados do SERASA

Os índices criados para explicação do evento de *default* foram baseados em trabalhos de Altman (1977), Sanvicente e Minardi (1999) e Hayden (2003). A tabela 2 contém um resumo dos índices utilizados.

Tabela 2. Índices criados para regressão logística.

Dívidas Bancárias/ (Ativos totais-Dívidas bancárias)	Lucro líquido/Total de contas a pagar
Volume de Vendas/ Ativos	Teve títulos protestados e não quitados no ano?
EBIT/ Despesas financeiras	Contas a pagar/ Total de ativos
Caixa/ Total de ativos	(Receita financeira-despesa financeira)/ Contas a pagar
Passivo de LP/Ativos	Crescimento do faturamento

Fonte: elaborado pelo autor

É importante explicar como a *dummy* “Teve títulos protestados e não quitados no ano?” foi criada. Como visto anteriormente, quatro dados comportamentais foram divulgados: quantidade e valores dos títulos protestados no período (ano) e quantidade e valores dos títulos quitados no mesmo período. Logo, essa variável binária foi definida da seguinte forma:

0, se $\text{número de títulos protestados} \times \text{valor dos títulos protestados} = \text{número de títulos quitados} \times \text{valor dos títulos quitados}$

1, se $\text{número de títulos protestados} \times \text{valor dos títulos protestados} > \text{número de títulos quitados} \times \text{valor dos títulos quitados}$

Entende-se que essa *dummy* criada a partir dos dados comportamentais é uma boa *proxy* para se utilizar na estimativa no parâmetro LGD no cálculo do requerimento de capital. Na tabela abaixo pode-se visualizar a evolução dessa variável no período da amostra:

Tabela 3. Evolução da *dummy* de protestos

	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005
Dummy de protesto (=1)	373	433	477	450	406	323	279
Dummy de protesto (=0)	5890	6499	7182	7951	7232	6307	5372
Total	6263	6932	7659	8401	7638	6630	5651

3.3 Identificação e tratamento de valores aberrantes multivariadamente na amostra

Em estatística, a distância de Mahalanobis é amplamente usada para identificar valores aberrantes univariados ou multivariados na amostra de interesse. É uma medida euclidiana padronizada que leva em conta a variância-covariância das variáveis.

Matematicamente, a distância de Mahalanobis é dada pela seguinte equação (1):

$$D_M^2(x_i - \bar{x}) = (x_i - \bar{x})^T S^{-1} (x_i - \bar{x}) \quad (1)$$

onde x é um vetor multivariado $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T$ e S é a matriz de variância e covariância das variáveis de x .

Se $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ seguirem uma distribuição normal multivariada, então, para grandes amostras, a distribuição se aproxima de uma qui-quadrado com n graus de liberdade. Assim, pode-se rejeitar a hipótese nula, de que o valor não é aberrante, caso a distância de Mahalanobis seja menor que um valor crítico dado um grau de significância alfa. Ou seja, caso $p = P[\chi_p^2 > D_M^2(x, \bar{x})] < \alpha$ rejeita-se a hipótese nula (2).

Optou-se nesse trabalho por um grau de significância de 0,0001.

Filzmoser, Reimann e Garrett (2003) testam a robustez do modelo na detecção de valores aberrantes multivariadamente.

A amostra inicial continha 50.174 observações entre 1999 e 2005 e após o tratamento restaram 48.338.

A tabela 4 contém dados descritivos da amostra final.

Tabela 4. Descritiva do banco de dados.

Variável	N	Média	Desvio Padrão	Percentis	
				5,00%	95,00%
Ln Faturamento	48.338	13,17	0,68	12,02	14,29
Ln ativos	48.338	12,48	0,95	11,04	14,03
Caixa	48.338	30.145,16	95.256,45	0,00	149.546,10
Ativos tangíveis	48.338	5.173,68	267.446,18	0,00	48.801,20
Total de contas a pagar	48.338	187.410,32	544.075,19	5.450,40	612.679,60
Receita financeira	48.338	5.363,70	40.501,29	0,00	19.154,20
Despesa financeira	48.338	11.563,68	61.119,24	0,00	41.788,00
EBIT	48.338	56.356,03	160.458,40	-86.290,40	295.158,40
Ln lucro líquido	48.338	7,67	4,85	0,00	12,54
ROE	48.338	16,90	1.604,72	-102,00	154,30
Dívidas Bancárias/(Ativos totais-Divbanc)	48.338	0,05	2,84	0,00	0,23
Caixa/total de ativos	48.338	0,10	0,20	0,00	0,63
Passivo de LP/Ativos	48.338	0,11	0,93	0,00	0,50
Receita financeira/despesa financeira	48.338	5,90	151,41	0,00	6,27
Contas a pagar/total de ativos	48.338	0,57	6,85	0,02	1,50
Vendas/ativos	48.338	3,31	10,80	0,41	9,61
Lucro líquido/ total de contas a pagar	48.338	18,27	2.366,03	-0,74	12,74
(Receita financeira-despesa financeira) / contas a pagar	48.338	0,14	77,90	-0,61	0,15
EBIT/despesas financeiras	48.338	306,81	5.131,69	-30,98	408,43

A coluna percentis inclui o intervalo de 5% a 95% das observações de cada variável.

Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SERASA.

3.4 A regressão logística

Optou-se pela utilização da regressão logística para identificação de variáveis relevantes para previsão de inadimplência. As variáveis explicativas analisadas

foram: faturamento, receita financeira, lucro líquido, ROE, Passivo LP/Ativos, EBIT/despesas financeiras e a *dummy* de protestos.

Seja Y a variável dependente dicotômica (variável de Bernoulli) e X_1, X_2, \dots, X_n as n variáveis explicativas sendo que o objetivo é encontrar uma relação funcional entre as variáveis Y e X .

O método de regressão Logística é um caso particular dos Modelos Lineares Generalizados (McCullagh e Nelder, 1989), cuja função de ligação é definida por:

$$\ln \left\{ \frac{p_i}{1 - p_i} \right\} = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)' x, \quad (3)$$

onde o vetor $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ é o vetor de parâmetros; p_i é a probabilidade de ocorrência do evento $P(Y = 1 | x)$; probabilidade de que a empresa entre ou não em *default* dado o conjunto de variáveis x -(índices financeiros).

A probabilidade é expressa da seguinte maneira:

$$p_i = P_i(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p)}} \quad (4)$$

O vetor de parâmetros β é estimado maximizando-se a função de máxima verossimilhança em relação aos p elementos do vetor (Hosmer e Lemeshow, 1989).

A função de máxima verossimilhança é dada por:

$$L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p) = \prod_{i=1}^n p_i^{y_i} (1 - p_i)^{1 - y_i} \quad (5)$$

Os estimadores são obtidos a partir da solução do seguinte sistema:

$$\begin{cases} \frac{\partial L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)}{\partial \beta_0} = 0 \\ \frac{\partial L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)}{\partial \beta_1} = 0 \\ \frac{\partial L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)}{\partial \beta_p} = 0 \end{cases} \quad (6)$$

A regra de decisão para classificar as empresas entre *defaults* ou não *defaults* é dada pela estimação de uma probabilidade P_i para uma nova observação x_c : se

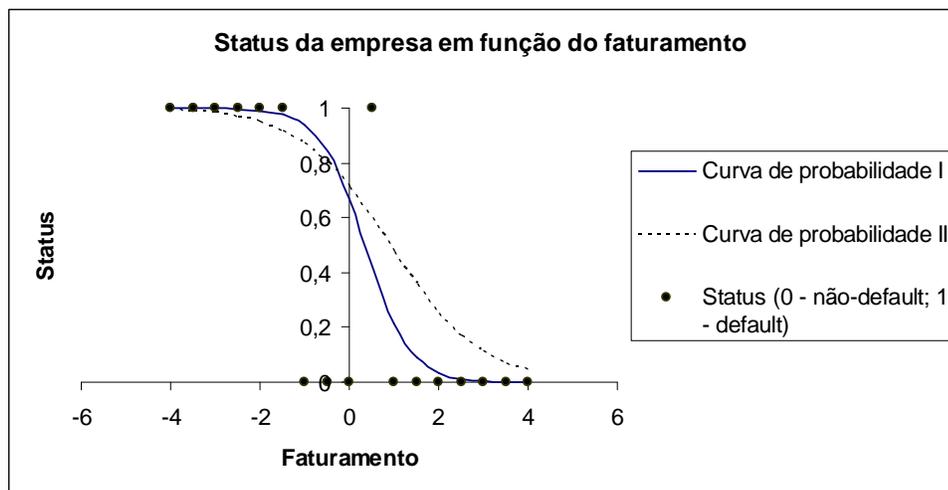
$P(x_c) \geq 0,5$, a empresa será classificada no grupo não *default*; caso contrário, *default*.

Nesse trabalho, por se tratar de identificação de eventos de *default* ou não, a variável é dita categorizada. Outros exemplos de utilização poderiam ser: identificação de clientes “bons” ou “ruins”, ocorrência de sinistro ou não numa apólice de seguro, empresa ir à falência, entre outros.

Engelmann, Hayden e Tasche (2003) compararam esse modelo com o Z-score de Altman (1993) para uma grande amostra de pequenas e médias empresas e concluem que o primeiro tem um desempenho melhor para classificação que o segundo considerando o coeficiente ROC.

No gráfico 3 pode-se verificar uma situação típica onde a regressão logística pode ser usada. No exemplo, o status da empresa (*default* ou não-*default*) é modelado como função do faturamento. Em ambas as curvas de probabilidade à medida que o faturamento da empresa aumenta, aumenta também a probabilidade de classificação dessa empresa com o status de não-*default* (0). A diferença entre as duas curvas está nos parâmetros β_0 e β_1 estimados nesse exemplo.

Gráfico 2 – Distribuição de função LOGIT com diferentes parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor

3.5 Determinação de *ratings* internos

Para a determinação de *ratings* internos foram utilizadas e comparadas duas abordagens: análise de cluster e árvore de decisão.

De acordo com a regulação corrente do Banco Central do Brasil (resolução. 2682 – BACEN), estabeleceu-se que as instituições financeiras devem classificar suas exposições de crédito em nove níveis de risco (AA; A; B; C; D; E; F; G e H), onde cada nível de risco é associado a um percentual de provisão.

De forma a manter o mesmo padrão, criaremos um modelo de classificação usando nove clusters usando o método das K-médias e as variáveis e índices identificadas anteriormente na regressão logística.

A análise de clusters é um processo de partição de uma população heterogênea em vários subgrupos mais homogêneos. No agrupamento, não há classes pré-definidas, os elementos são agrupados de acordo com a semelhança de forma a obter-se homogeneidade dentro dos grupos e heterogeneidade entre eles. Como informações de saída, o método calcula os valores dos centros dos clusters, que são valores iniciais indicando as médias das sete variáveis de cada cluster. Em seguida, o SPSS associa cada observação ao centro mais próximo, formando grupos homogêneos.

Essa técnica é uma das mais simples abordagens de classificação não-paramétrica. Segundo Servigny e Renault (2004), pela sua simplicidade, essa técnica é muito usada, uma vez que utiliza as similaridades existentes entre os elementos da amostra para uma gama de variáveis pré-selecionadas, fornecendo resultados muito satisfatórios. Cada elemento da amostra é atribuído para determinada classe de modo que os elementos dessa classe tenham características muito parecidas para as variáveis selecionadas. A idéia é: “Julgue uma pessoa pela companhia que ela tem.” Dasarathy (1991).

A distância escolhida para a separação entre os “vizinhos” mais próximos é crucial para os resultados do modelo. Existem diversas metodologias para cálculo da distância tais como: distância Euclidiana, distância Euclidiana Quadrática, distância de Manhattan e distância de Chebychev. Nas análises realizadas nesse trabalho foi

utilizada a distância Euclidiana. A equação da distância Euclidiana Média é dada pela equação:

$$d(i, j) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^q (x_{ik} - x_{jk})^2}{q}} \quad (7)$$

Onde $d(i,j)$ é a distância entre a empresa i e a empresa j , e x_{ik} é a variável k da empresa i , e x_{jk} é a variável k da empresa j . É importante ressaltar que a classificação será feita de modo a minimizar a distância euclidiana entre empresas de uma mesma classe de *rating* ao mesmo tempo que maximiza entre empresas de classes diferentes.

Se as variáveis forem de diferentes escalas é necessária a padronização das mesmas. Caso contrário os resultados serão influenciados pelas variáveis que apresentarem maiores variâncias.

A escolha das variáveis a serem utilizadas na formação *clusters* também é de fundamental importância para obter bons resultados e para isso serão escolhidas as que forem significativas após a regressão logística. Caso o número de *clusters* escolhidos seja inapropriado ou variáveis importantes tenham sido omitidas, os resultados encontrados podem ser incorretos.

Além de atribuir os elementos da amostra aos *clusters* criados, podem-se visualizar através de uma tabela ANOVA as variáveis que mais contribuíram para a formação dos *clusters*, usando a estatística F de teste e os respectivos p -valores associados a cada variável. Também como parâmetro de saída há informação das distâncias euclidianas entre os centros de cada *cluster*, indicando grandes dissimilaridades para grandes distâncias e grandes similaridades para pequenas distâncias. Essa informação é relevante principalmente quando se tem um universo muito grande de variáveis e *clusters* para se analisar, pois é difícil caracterizar os grupos avaliando-se somente os centros dos *clusters* associados a cada variável.

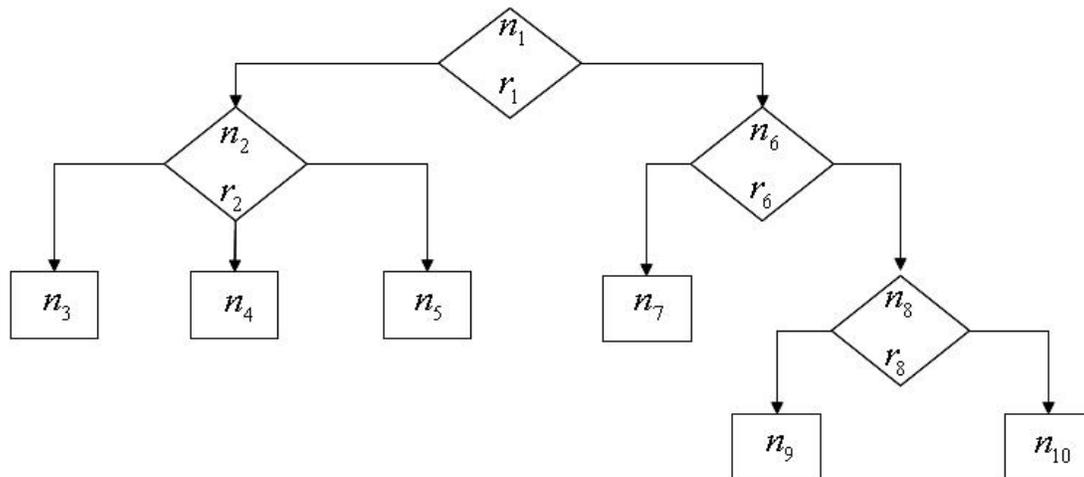
3.6 Árvores de classificação

Para viabilizar a comparação do requerimento de capital utilizando-se diferentes metodologias de classificação e validar que as diferenças entre elas são mínimas, optou-se também por classificar toda a amostra usando árvores de classificação.

As árvores de classificação são utilizadas para avaliar a estrutura de um conjunto de dados de modo a gerar partições homogêneas através de um método não paramétrico. Da mesma forma que a análise de *clusters*, essa técnica busca resolver problemas quando há um conjunto de variáveis explicativas e uma variável dependente Y .

Segundo Ohtoshi (2003), o objetivo da árvore de classificação é, dado uma série de regras, dividir a amostra em grupos com homogeneidade crescentes tendo em vista as variáveis dependentes, até que esses grupos sejam semelhantes a ponto de não ser mais possível dividi-los. A árvore pode ser visualizada na figura 2:

Figura 2. Um exemplo de árvore de classificação.



Fonte: elaborado pelo autor

Os nós, representados por n_1, n_2, \dots, n_{10} são os subgrupos criados a partir da divisão da amostra, utilizando para isso as variáveis explicativas e seguindo as regras de partição r_1, r_2, r_6, r_8 .

Na figura 2, o primeiro nó n_1 é dividido considerando-se as regras definidas em r_1 , resultando daí dois subconjuntos, especificamente n_2 e n_6 . Em seguida, o nó n_2 é dividido segundo a regra r_2 em outros três nós descendentes, que não podem ser mais divididos e são chamados nós terminais. No exemplo, nós n_3, n_4, n_5 .

Entretanto, do lado direito da árvore, a população do nó n_6 foi subdividida em outros dois subconjuntos de acordo com a regra r_6 , gerando n_7 e n_8 . Da mesma maneira, como não há mais divisões para n_7 , este também é um nó terminal. Finalmente, o nó n_8 é dividido em outros dois subconjuntos n_9 e n_{10} , segundo a regra r_8 .

As regras de partição podem ser definidas utilizando-se variáveis categóricas ou quantitativas do vetor de variáveis dependentes. Considerando o conjunto de variáveis $X_i (i = 1, 2, \dots, p)$, pode-se exemplificá-las da seguinte maneira:

- Caso quantitativo:

$$r_1 : n_{esquerda} = \{x \in n \mid x_1 \geq 95\%\} \text{ e } n_{direita} = \{x \in n \mid x_1 < 95\%\} \quad (8)$$

- Caso qualitativo:

$$r_2 : n_{esquerda} = \{x \in n \mid x_2 = sim\}, n_{central} = \{x \in n \mid x_2 = não\} \text{ e } n_{direita} = \{x \in n \mid x_2 = NA\} \quad (9)$$

As regras de partição que definem os subconjuntos populacionais e por consequência os nós terminais podem se valer de diversos critérios de partição, dos quais pode-se destacar os critérios CRT, Quest e CHAID. Como na construção das árvores durante esse trabalho foi usado apenas o último, se faz necessário detalhar esse método escolhido. Maiores detalhes sobre árvores podem ser obtidos em Ohtoshi (2003).

Da mesma forma que na montagem dos *clusters*, as variáveis independentes utilizadas para construção dos nós são as da regressão logística final: In

faturamento, In receita financeira, In lucro líquido, ROE, passivo LP/ ativos, EBIT/despesas financeiras e a *dummy* de protestos.

Como parâmetro de entrada, optou-se por uma árvore em três níveis, fixando-se o mínimo de 2000 empresas em cada nó terminal, sendo que a variável dependente é o evento de *default*.

3.6.1 Método CHAID (Chi-squared Automatic Interaction Detection)

O algoritmo de agrupamento CHAID (Chi-square Automatic Interaction Detection) de Kass (1980) examina o inter-relacionamento entre diversas variáveis categóricas, discretas ou contínuas e uma variável dependente categórica. Como resultado, estrutura um diagrama em forma de árvore indicando hierarquicamente as variáveis previsoras que sejam mais associadas com a variável dependente, e que resultem na maior diferença de resposta da variável dependente.

O método cria subconjuntos dos dados que sejam os mais homogêneos possíveis dentro de cada subconjunto com respeito a variável dependente. Esse método iterativo de classificação em árvores de decisão define a cada nó a variável independente que possui a maior interação com a variável dependente. Tal decisão é realizada através de um dos critérios de seleção: o teste Qui-Quadrado de Pearson ou o da Razão de Verossimilhança.

A variável a ser escolhida será aquela que possuir o menor p-valor (mais significativa), desde que seja menor ou igual ao nível de confiança α definido. Caso contrário aquele será um nó terminal.

O critério de parada é definido segundo as seguintes regras:

1) Todos os casos dentro do nó têm valores idênticos para a variável dependente

2) Algum dos critérios de parada definidos foram alcançados: níveis máximos de classificação são atingidos, número mínimo de elementos dentro do mesmo nó, p-valor é maior que o nível de significância definido.

Segundo Artes (2009), pode-se definir o seguinte algoritmo:

PASSO 1

Identificar para cada variável independente, no conjunto de partições possíveis, a que melhor discrimina a variável resposta de acordo com algum critério (Exemplo: Diferença entre as médias dos grupos, soma dos quadrados dentro do grupo, estatística F de comparação de médias).

PASSO 2

Considerando a melhor partição de cada variável preditora, selecionar aquela que forma grupos que melhor discriminam a variável resposta, segundo o critério de qualidade adotado.

PASSO 3

Validar a partição obtida, segundo algum critério adequado (Exemplo: Qui-quadrado, testes de hipóteses de comparação de médias).

PASSO 4

Caso a partição não seja válida, verificar se alguma das outras mencionadas no passo 1 é válida. Caso nenhuma, encerrar. Caso seja válida, aplicar os passos de 1 a 4, a cada grupo obtido a partir da partição, desde que não haja regras de parada.

Como parâmetro de ajuste, pode-se definir níveis de significância associados às regras de separação e fusão dos subconjuntos assim como critérios de parada, tais como: número máximo de hierarquias, número mínimo casos em cada nó terminal e número mínimo de iterações.

Uma limitação do critério de CHAID é que a separação de diferentes subconjuntos é definida baseada em apenas uma variável. Em algumas situações, vários critérios são utilizados (mais de uma variável), e os subconjuntos obtidos variam em função da variável dependente escolhida para segmentação.

Para mensurar o grau de aderência do modelo é preciso calcular proporção de casos na amostra incorretamente classificados pela árvore (para variável dependente categórica).

3.7 Análise Discriminante

Assim como nas metodologias anteriores, a análise discriminante tem como objetivo segregar e classificar populações em subconjuntos heterogêneos, gerando um modelo preditivo de classificação. O modelo é baseado em funções

discriminantes formadas a partir de combinações lineares das variáveis explicativas de forma a produzir a melhor discriminação possível entre os grupos.

As funções discriminantes, que são criadas a partir da classificação já conhecida de várias observações da amostra, são utilizadas então para prever a classificação mais provável de novos elementos da amostra, até então desconhecidas. Nesse trabalho, a análise discriminante será realizada para validar tanto os grupos formados com a técnica K-mean (*clusters*), quanto para os grupos formados com as árvores de classificação.

As validações serão realizadas considerando o teste de igualdade das médias dos grupos para cada variável, através do Lambda de Wilks e/ou teste F. Também considerações importantes sobre a estrutura das matrizes de covariância entre as variáveis serão dadas, uma vez que a homocedasticidade é necessária. Também como premissa da análise discriminante assume-se independência entre os dados e que cada variável tem distribuição normal, pelo teorema central do limite.

Finalmente, como resultado final será estimada a função de Fischer, a qual será utilizada como uma regra que permita classificar novas observações nas populações existentes. A idéia da função de Fischer é encontrar uma combinação linear para as variáveis explicativas de modo a manter a máxima distância entre as classes. A função de Fischer está no anexo A.

4. Resultados

4.1 Regressão Logística

A Tabela 5 contém o modelo final selecionado. Para isso foi utilizado o procedimento *stepwise* baseado no teste de razão de verossimilhança com nível de significância de 5%.

Tabela 5. Resultados das Regressões Logística

Variável	Valor	Desvio-padrão	Estatística t
Ln.faturamento	-0,173091	0,023817	-7,267670
Ln.receita.financeira	-0,257829	0,025897	-9,955993
Ln.lucro.liquido	-0,290935	0,022375	-13,002645
ROE	-0,055435	0,014461	-3,833383
Passivo LP/ Ativos	0,038124	0,012833	2,970832
EBIT / despesas.financeiras	-0,061460	0,025503	-2,409945
Teve protestos quitados não período?	2,856467	0,048814	58,516947

Nota: Coeficientes significativos, com 95% de confiança, considerando estatística t. Além disso, todas as variáveis foram padronizadas antes da regressão.

Fonte: elaborado pelo autor com dados do SERASA

Pode-se observar que todos os sinais das variáveis que são significativas na regressão logística apresentaram o sinal esperado, dado que a variável dependente é o evento de *default*.

Quanto maior o tamanho da empresa (ln faturamento), da receita financeira (ln receita financeira), maior o lucro líquido, mais rentável (ROE e EBIT/despesas financeiras), menor será a probabilidade de inadimplência, ou seja, inversamente proporcionais.

A variável ln *lucro líquido* foi quem teve o maior coeficiente não correlacionado com o *default*. Pode-se dizer que um prejuízo em determinado período aumenta probabilidade de *default* no próximo, o que é razoável dada a estrutura de pequenas e médias empresas no Brasil.

Analogamente, à medida que a empresa possui uma razão maior de Passivo de LP/Ativo (grau de alavancagem) e um maior o número de protestos não quitados no período, maior será a probabilidade de inadimplência.

É importante destacar os valores dos coeficientes da regressão é o nível de significância da variável *dummy* de protestos, cuja estatística t foi a maior dentre todas as variáveis. De fato essa variável discrimina muito bem as empresas com alta probabilidade de *default* das que possuem baixa probabilidade.

A tabela 6 resume as interpretações dos sinais e dos coeficientes da regressão.

Tabela 6. Expectativas dos sinais dos coeficientes das variáveis explicativas.

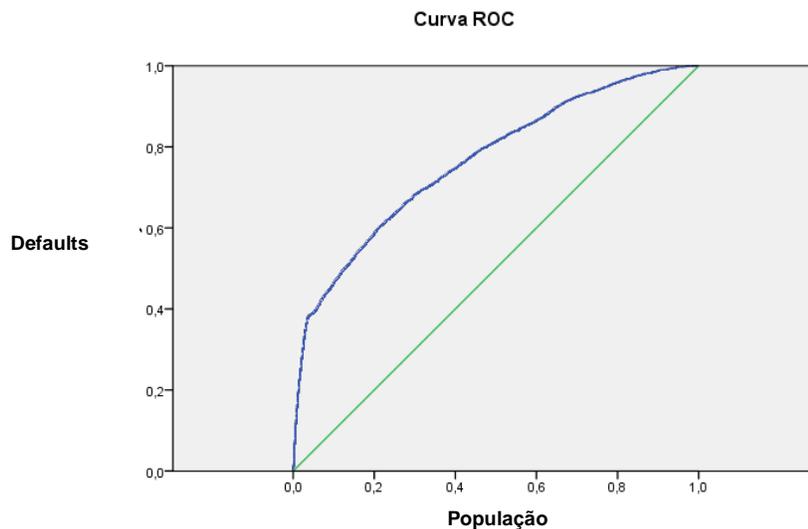
Variável	Relação com o risco de default	Sinal esperado para o coeficiente	Sensibilidade
Ln faturamento	Inversamente	(-)	
Ln receita financeira	Inversamente	(-)	
Ln lucro líquido	Inversamente	(-)	
ROE	Inversamente	(-)	Semelhante a EBIT/despesas financeiras
Passivo LP/ Ativos	Diretamente	(+)	
EBIT/despesas financeiras	Inversamente	(-)	Semelhante ao ROE
Teve protestos não quitados no período?	Diretamente	(+)	Maior sensibilidade

4.2 Curva ROC

A curva ROC pode ser utilizada para medir o desempenho da classificação da regressão logística anterior. Quanto maior a área abaixo da curva, mais assertivo será o modelo estimado. A linha diagonal indica o modelo que explicaria 50% dos casos (ou seja, modelo não informativo).

Conforme pode ser observado na figura 3, a área sob a curva é de 76,6%, o que indica uma boa assertividade do modelo. Além disso, a significância assintótica é menor que 1%, indicando que o modelo de previsão é significativamente melhor do que o modelo não informativo.

Figura 3. Perfil de acuracidade acumulada



Área sob a curva				
Previsibilidade				
Área	Erro padrão	Sigma Assintótico	Intervalo com 95% de confiança	
			Limite inferior	Limite superior
0,766	0,005	0,000	0,756	0,775

4.3 Formação dos clusters

A tabela 7 apresenta o resultado da classificação em categorias de *ratings* através da abordagem de cluster hierárquicos. Analisando os centros dos *clusters*, observa-se que os grupos cujo valor da variável *dummy* de protesto é maior são os grupos 1 e 4, e os menores são dos grupos 3, 6 e 9. Logo espera-se que, dado a importância dessa variável na regressão logística, os grupos 1 e 4 apresentem as maiores probabilidades de *default*, enquanto que os grupos 3, 6 e 9 apresentam as menores probabilidades.

Tabela 7. Centro dos clusters para cada variável.

Centros dos clusters									
Variáveis	Cluster								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Ln faturamento	0,64136	0,79763	-0,38896	-1,11577	-0,97058	-0,12056	0,22483	0,30344	0,16340
Ln receita financeira	-0,86409	-0,87566	-0,59407	-0,45724	-0,60952	-0,41833	1,01823	1,08061	-0,47595
Ln lucro líquido	-1,57263	0,63542	-1,49510	-1,57169	0,48648	0,74756	-1,57371	0,63547	0,92725
ROE	-0,07387	0,02987	-0,06940	-0,06544	0,01616	0,05240	-0,06657	0,02199	2,10977
Passivo de LP/Ativos	0,03821	-0,07012	-0,04872	0,04823	-0,06346	-0,09316	0,05695	-0,06085	0,10078
EBIT/despesas financeiras	-0,06771	-0,03091	-2,06096	-0,06746	-0,02798	2,35291	-0,06345	-0,04009	0,05459
Teve protestos no ano não quitados?	0,07252	0,06251	0,00000	0,07656	0,05883	0,00424	0,05028	0,04152	0,00000

Fonte: o autor com dados do SERASA

A tabela 7 contém o resultado da ANOVA da classificação por cluster, onde uma análise importante pode ser feita através dessa tabela, mais precisamente o teste *F*. Descritivamente pode-se concluir que quanto maior a estatística *F*, mais significativa a variável foi para criação dos *clusters*. É importante observar que as variáveis mais significativas são: lucro líquido, receitas financeiras e faturamento. Nesse caso o nível de significância (dado por Sigma na tabela ANOVA) não são os corretos e não podem ser interpretados para efeito de testes de hipóteses de igualdade de médias.

Tabela 8. ANOVA

	ANOVA					
	Cluster		Error		F	Sig.
	Mean Square	df	Mean Square	df		
Ln faturamento	3258,537	8	0,458	49165	8508,068	0,000
Ln receita financeira	4257,373	8	0,306	49165	22952,069	0,000
Ln lucro líquido	5659,280	8	0,066	49165	83759,380	0,000
ROE	69,523	8	0,017	49165	448,853	0,000
Passivo de LP/Ativos	15,813	8	0,073	49165	6905,836	0,000
EBIT/despesas financeiras	193,696	8	0,013	49165	94,457	0,000
Teve protestos no ano não quitados?	0,943	8	0,052	49165	19,194	0,000

Fonte: o autor com dados do SERASA

A probabilidade de *default* em cada cluster ou categoria de *rating* pode ser observada na tabela 9. Foi obtida através da divisão do número de empresas *default* em cada classe pelo total de empresas naquela mesma classe, indicado na última tabela.

Tabela 9. Probabilidades de default em cada cluster.

Número de casos em cada cluster			PD	
		Total	Default	
Cluster	1	3530	333	9,43%
	2	9982	568	5,69%
	3	43	1	2,33%
	4	4493	479	10,66%
	5	11150	707	6,34%
	6	236	4	1,69%
	7	5131	270	5,26%
	8	14500	404	2,79%
	9	109	2	1,83%
Válidos		49174	2768	5,63%
Missing		2	2	

Conforme observado anteriormente, de fato os grupos 1 e 4 apresentaram as maiores probabilidades de *default*, pois apresentaram as maiores médias para a *dummy* de protestos. Analogamente, os grupos 3, 6 e 9 têm uma menor probabilidade de *default*, uma vez que apresentaram as menores médias para a variável *dummy* de protestos.

4.3.1 Análise discriminante para os clusters

Para validar a heterogeneidade entre os clusters criados, realizou-se a análise discriminante. A validação estatística foi feita com base na diferenças entre as médias das variáveis de cada classe.

A matriz de covariância foi corrigida por heterocedasticidade, uma vez que a estatística Box M rejeitou a hipótese nula de igualdade de estrutura das matrizes de covariância. A correção da matriz foi feita usando White, sendo que os valores dos

parâmetros não se alteram, e a diferença está somente nos desvios-padrão estimados e nas estatísticas t.

A Tabela 10 apresenta o resultado dos testes de diferenças de médias entre diferentes clusters.

Tabela 10. Teste de igualdade entre as médias dos *clusters*.

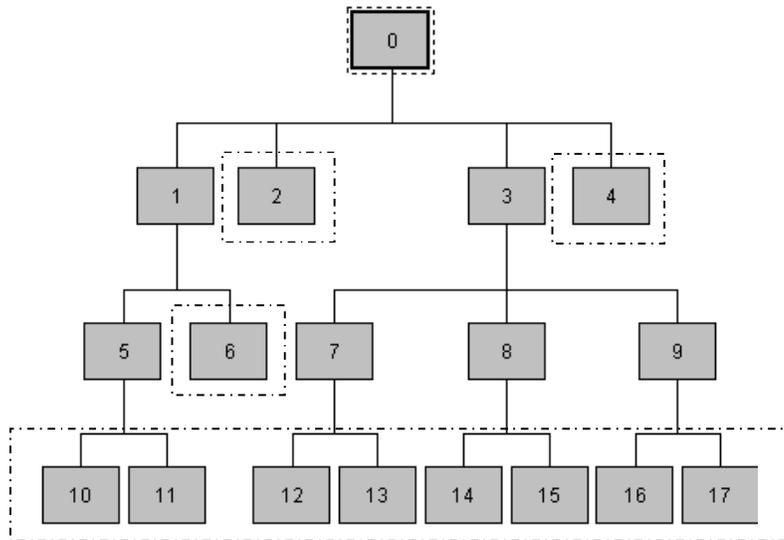
Teste de igualdade das médias entre os grupos			
	Wilks' Lambda	F	Sig.
Ln faturamento	0,419	8508,068	0,000
Ln receita financeira	0,211	22952,069	0,000
Ln lucro liquido	0,068	83759,380	0,000
ROE	0,932	448,853	0,000
Passivo de LP/Ativos	0,471	6905,836	0,000
EBIT/despesas financeiras	0,985	94,457	0,000
Teve protestos no ano não quitados?	0,997	19,194	0,000

Como visto anteriormente, todas as variáveis são significativas no modelo gerado. O lambda de Wilks é mais uma medida do potencial de discriminação de determinada variável. Valores pequenos indicam que a variável é realmente significativa na criação dos *clusters*.

4.4 Árvores de classificação

A figura 4 mostra o resultado da classificação por análise de decisão. A estrutura final da árvore possui 18 nós, sendo que 11 são nós terminais. Esses nós terminais serão as classes de *rating* formadas para efeito de cálculo de capital regulatório.

Figura 4. Árvore de classificação final.



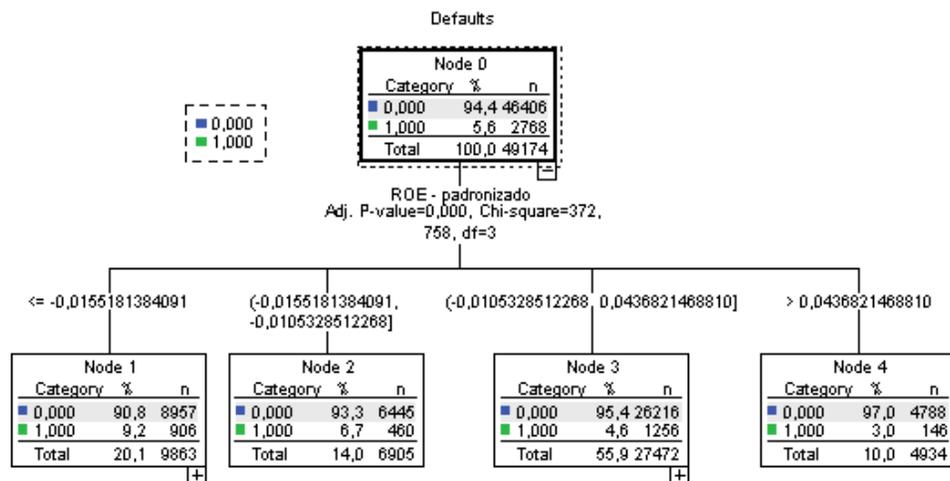
□ Nós terminais

Fonte: elaborado pelo autor com dados do SERASA

A figura 5 detalha a primeira partição. Os dados são classificados de acordo com o valor do atributo (nesse caso o *ROE*) selecionado e novos ramos são associados a um intervalo de valores específicos. A variável que é selecionada para as partições é aquela que, nesse trabalho, apresenta o maior valor da estatística Qui-quadrado de Pearson. O nível de significância para separação dos nós foi definido em 5%, ou seja, uma partição só será válida se as diferenças forem significativas a esse nível. No caso do SPSS, o método padrão utilizado foi o de Bonferroni.

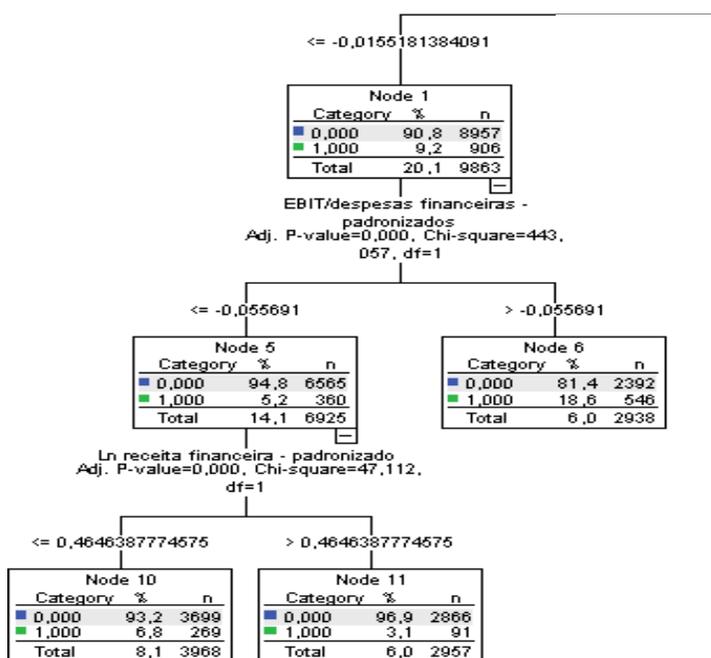
Note que nessa primeira divisão o valor do teste qui-quadrado Q_p foi de 372,758 e p -valor 0,000, validando a formação do grupo. Observe que o grupo com maior *ROE* (nó 4 da figura acima) também possui menos indivíduos que apresentaram *default*. Pode-se dizer que a probabilidade de *default* do nó 1 é de 9,2%, nó 2 com 6,7%, nó 3 com 4,6% e finalmente o nó 4 com 3%.

Figura 5. Primeiro partição: variável de decisão → ROE.



A Figura 6 detalha a segunda partição. O nó 1 ainda foi dividido em outros dois subgrupos tendo como variável preditora *EBIT/despesas financeiras*, com teste qui-quadrado $Q_p = 443,057$ e p -valor zero. O nó 5, por sua vez, também foi dividido em outros dois subgrupos, tendo agora a variável preditora *In receita financeira*, com teste qui-quadrado $Q_p = 47,112$ e p -valor zero.

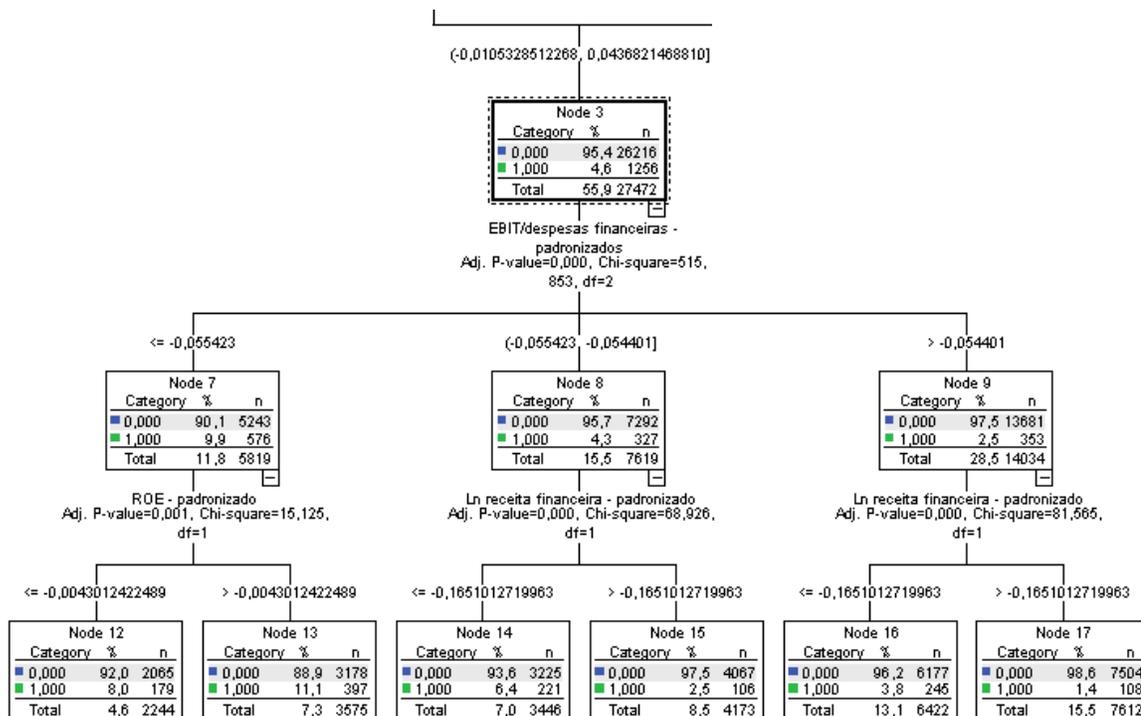
Figura 6. Subpartições do nó 1: variáveis preditoras → EBIT/despesas financeiras e receita financeira.



Observe que o nó terminal 6 apresenta uma alta proporção de empresas que entraram em *default*, totalizando 18,6%, enquanto que os nós 10 e 11 (subgrupos do nó 5) têm, respectivamente, 6,8% e 3,1%. É intuitivo que quanto maior a receita financeira, menor será a probabilidade das empresas em *default* estarem no grupo.

Do outro lado da árvore, temos várias subdivisões e formação de diversos nós, conforme mostra a figura 7.

Figura 7. Subconjuntos do nó 3: variáveis preditoras → EBIT/despesas financeiras, receita financeira e ROE novamente.



O nó 3 foi dividido em três outros subconjuntos, tendo como variável preditora *EBIT/despesas financeiras*. Quanto maior esse índice, menor a proporção de empresas *default*. Tome como exemplo o nó 9, que apresenta o maior intervalo para o índice mencionado ($> -0,054401$) e uma proporção de *default* de 2,5%. Por sua vez, o nó 7 tem a maior proporção (quando comparado com os nós 8 e 9) com um percentual de 9,9%.

Apesar dessas conclusões, o que realmente importa nessa figura são os nós terminais de 12 a 17. Para que esses nós fossem criados, observar que a estatística qui-quadrado foi sempre significativa e o critério de parada foi definido como sendo o tamanho mínimo de cada nó terminal (2000).

Após a criação de todos os nós terminais, deve-se ordená-los de forma crescente em relação à razão de empresas *default* em cada subgrupo, ou seja, do

grupo com menor razão de empresas *default* para o grupo com a maior razão. O resultado da classificação é apresentado na Tabela 11.

Tabela 11. Tabela final de probabilidades de *default* da árvore de classificação.

Número de casos em cada nó				PD
		Não-default	Default	
Nó terminal	17	7504	108	1,42%
	15	4067	106	2,54%
	4	4788	146	2,96%
	11	2866	91	3,08%
	16	6177	245	3,92%
	14	3225	221	6,41%
	2	6445	460	6,66%
	10	3699	269	6,78%
	12	2065	179	7,98%
	13	3178	397	11,10%
6	2392	546	18,58%	
Válidos		49174	2768	5,63%
Missing		2	2	

Observa-se um aumento gradual das probabilidades de default para os nós terminais formados e uma boa distribuição das empresas entre os mesmos

A estimativa de risco é uma medida da acurácia preditiva da árvore. Nesse caso, a estimativa é a proporção de casos incorretamente classificados, ou seja, 15,6%. Consequentemente, 84,4% são corretamente classificados, índice maior que a análise preditiva dos *clusters*.

Tabela 12. Percentual de classificação correta.

Risco	
Estimativa	Desvio
,156	,010

Metodo: CHAID
Variavel
Dependente: Default

4.4.1 Análise discriminante para os nós

Da mesma forma que para os *clusters*, realizou-se a análise discriminante para validar as diferenças entre as médias das variáveis de cada nó.

A Tabela 13 apresenta o resultado dos testes de diferenças de médias entre diferentes nós da árvore de classificação.

Tabela 13. Teste de igualdade entre as médias dos nós.

Teste de igualdade das médias entre grupos			
	Lambda de Wilks	F	Sig.
Ln faturamento	0,949	261,822	0,000
Ln receita financeira	0,833	982,440	0,000
Ln lucro líquido	0,185	21602,749	0,000
ROE	0,813	1129,695	0,000
Passivo de LP/Ativos	0,950	256,553	0,000
EBIT/despesas financeiras	0,973	136,219	0,000
Teve protestos no ano não quitados?	0,995	24,474	0,000

Todas as variáveis são significativas para o modelo gerado e o valor de F indica qual variável foi mais importante na definição dos grupos.

4.5 Comparação entre as classificações baseadas em *clusters* e Árvores de classificação.

Vimos que o modelo de árvores de classificação apresentou um índice maior de análise preditiva quando comparado com o modelo de *clusters*. Entretanto, é importante verificar o comportamento dos modelos quando classificando uma mesma empresa em termos de convergência e divergência de classificações.

Quando se classifica as empresas usando ambas as técnicas, o SPSS registra na base de dados o *cluster* e o nó terminal associado a cada empresa.

Dessa forma temos as duas classificações associadas a um mesmo elemento da amostra.

A forma intuitiva de encontrar uma medida de convergência foi proposta da seguinte maneira:

1) Foram criados 4 intervalos de percentuais de probabilidades de *default*. São eles: de 0 a 2%, 2,01% a 4%, 4,01% a 7% e 7,01% a 20%;

2) Os nós e *clusters* foram associados ao intervalo respectivo, de acordo com a probabilidade de *default* de cada grupo. Ver figura abaixo:

Figura 8. Associações de *clusters* e nós.

Associações dos clusters e nós ao intervalo criado			
	Intervalos de PDs	clusters	nós
1	de 0 a 2%	5 e 9	17
2	de 2% a 4%	8, 2 e 3	4, 11, 15 e 16
3	de 4% a 7%	1, 4 e 7	2, 10 e 14
4	de 7% a 20%	6	6, 12 e 13

3) Calcularam-se as médias para todas as sete variáveis significativas dentro de cada intervalo e para cada grupo (nós e *clusters*).

4) Através de um teste *t* foi verificado se com 95% de confiança se as médias das seis (a *dummy* não foi considerada) variáveis eram iguais entre os dois grupos. Os resultados são apresentados na tabela abaixo.

Tabela 14. Teste de igualdade de médias do grupo 1.

Test <i>t</i> para igualdade das médias (grupo 1)		
	Sig. (bicaudal)	Diferença das médias
Faturamento	0,000	-0,727530
Receita.financeira	0,000	-0,137192
Lucro.liquido	0,000	-1,783135
ROE	0,000	-0,063839
Passivo.LP/ativos	0,744	0,001998
EBIT/desp.fin.	0,129	-0,004304

Tabela 15. Teste de igualdade de médias do grupo 2.

Test t para igualdade das médias (grupo 2)		
	Sig. (bicaudal)	Diferença das médias
Faturamento	0,000	0,566881
Receita.financeira	0,000	0,624523
Lucro.liquido	0,000	0,539906
ROE	0,153	0,005433
Passivo.LP/ativos	0,807	-0,001867
EBIT/desp.fin.	0,032	0,009399

Tabela 16. Teste de igualdade de médias do grupo 3.

Test t para igualdade das médias (grupo 3)		
	Sig. (bicaudal)	Diferença das médias
Faturamento	0,017	0,128518
Receita.financeira	0,000	0,029827
Lucro.liquido	0,000	0,030582
ROE	0,000	0,011087
Passivo.LP/ativos	0,000	0,007551
EBIT/desp.fin.	0,697	0,001062

Tabela 17. Teste de igualdade de médias do grupo 4

Test t para igualdade das médias (grupo 4)		
	Sig. (bicaudal)	Diferença das médias
Faturamento	0,015	-0,151529
Receita.financeira	0,558	-0,027600
Lucro.liquido	0,000	-0,210221
ROE	0,039	-0,000916
Passivo.LP/ativos	0,000	-1,334219
EBIT/desp.fin.	0,946	0,000959

Dos resultados apresentados acima, pode-se destacar que a variável EBIT/despesas.financeiras foi a única que apresentou médias estatisticamente iguais para os grupos formados, ou seja, indicou que os *clusters* e nós dentro de um mesmo grupo têm valores estatisticamente iguais dessa variável. Outras variáveis

foram importantes estatisticamente para validar que *clusters* e nós dentro de um mesmo grupo têm as mesmas médias (ex: ROE para os grupos 2 e 4 ou faturamento para os grupos 3 e 4). De qualquer forma sugere-se essa validação quando análise envolver o mesmo número de *clusters* e nós e ainda se as probabilidades de *default* forem semelhantes para uma associação *cluster* x nó.

4.6 Estimativa de LGD

Para os *clusters* definidos anteriormente, foi também estimado o LDG para cada classe, de modo que o requerimento de capital pudesse ser estimado usando também estimativas realistas desse parâmetro. Para isso a *proxy* foi definida para cada empresa que entrou em *default* no período considerado da seguinte maneira:

$$LGD = 1 - \left(\frac{\text{número.de.títulos.quitados} * \text{valor.de.face}}{\text{número.de.títulos.protestados} * \text{valor.de.face}} \right)$$

Como cada empresa já estava associada a uma classe, a LGD da classe de *rating* é simplesmente uma média aritmética das LGDs individuais de cada, ou seja:

$$LGD_1 = \frac{\sum_{i=1}^n LGD_i}{n}$$

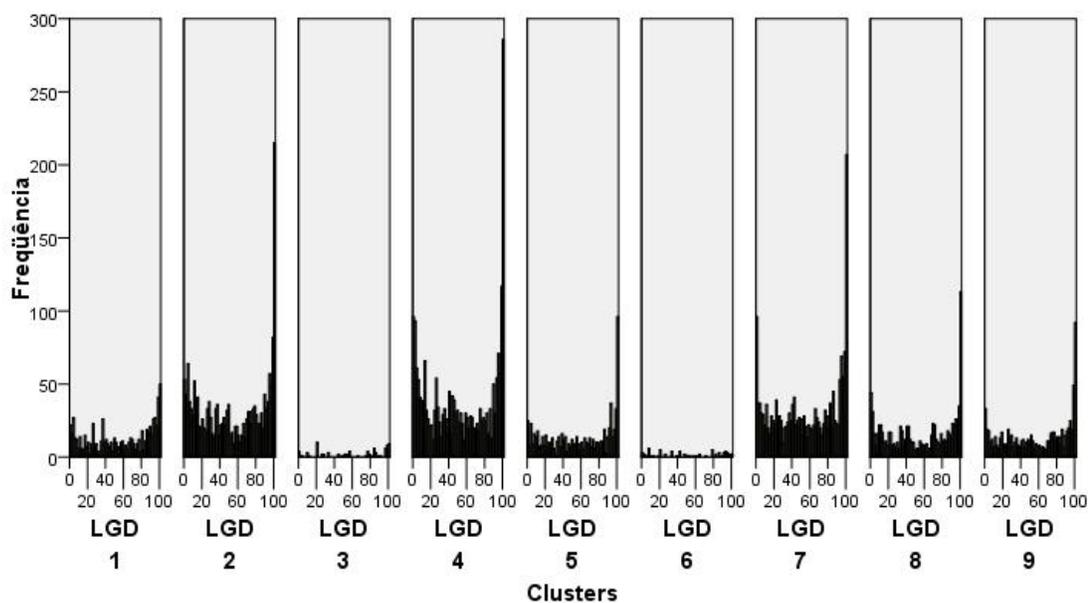
A medida de LGD estimada tem limitações, pois representa de forma aproximada as perdas de uma carteira de crédito de varejo. Numa estimativa mais completa, deveriam ser considerados para efeito de estimativa da LGD dados de custos de recuperação, tais como comissão de avaliação e corretagens, além de custos indiretos, necessários para conduzir processo de recuperação. Finalmente, uma perda econômica causada pelo *default* de uma exposição requer o cálculo dos valores futuros descontados como fração de EAD (*exposure at default*) na data do *default*. Sendo assim, os fluxos (valores recuperados + custos) devem ser descontados a uma taxa de juros corrente, por exemplo. Teríamos a seguinte equação:

$$LGD = \left(1 - \frac{1}{EAD} \left[\sum_i \frac{Recup_i}{(1+y_i)^{T/252}} - \sum_i \frac{Custos_j}{(1+y_j)^{T/252}} \right] \right) \quad (15)$$

Fonte: BIS (2004). Comitê de Basileia sobre a supervisão bancária

O processo é complexo e a validação requer dados de 7 anos. Estudos empíricos mostram que as distribuições de LGD não são normais, inviabilizando o uso de algumas estatísticas mais simples. A distribuição da perda em caso de *default* de cada um dos clusters é apresentada na figura 9, e pode-se observar que não corresponde em nenhum dos casos à distribuição normal.

Figura 9. Distribuição de LGD estimada para cada *cluster*



A tabela 18 contém a estimativa de LGD para cada categoria de *rating* estimada pelo *clusters*.

Tabela 18. LGD estimada para cada cluster.

Cluster	1	2	3	4	5	6	7	8	9
LGD	57,72%	56,11%	61,06%	54,99%	58,83%	52,40%	56,80%	56,38%	58,74%

4.6 Cálculo do capital regulatório

A Figura 9 descreve as fórmulas para cálculo do capital mínimo regulatório segundo Basileia II, disponíveis em Basel (2002). A partir dele calculou-se o capital regulatório considerando as classificações de *ratings* encontradas tanto pela técnica de *clusters* quanto pela abordagem de árvore de classificação. Também considerou-se uma perda em caso de inadimplência (LGD) fixa em 45% e a estimada na tabela 13 para cada categoria de *rating*. A maturidade efetiva assumida foi de 3 anos e o faturamento $S = 5$, pois é o valor assumido para faturamentos inferiores a esse valor.

De posse de todos esses parâmetros, calcula-se o fator de requerimento total de capital (K), segundo as fórmulas apresentadas no novo acordo de capital.

Figura 10. Fórmulas para requerimento de capital para PMEs.

PME Varejo	PME Corporate
$\text{Correlação} = R = 0,03 * (1 - \exp(-35 * PD)) / (1 - \exp(-35)) + 0,16 * (1 - (1 - \exp(-35 * PD)) / (1 - \exp(-35)))$	$\text{Correlação} = R = 0,12 * (1 - \exp(-50 * PD)) / (1 - \exp(-50)) + 0,24 * (1 - (1 - \exp(-50 * PD)) / (1 - \exp(-50))) - 0,04 * (1 - (S - 5) / 45)$
$\text{Capital} = K = \text{LGD} * N((1 - R)^{-0,5} * G(PD) + (R / (1 - R))^{-0,5} * G(0,999)) - PD * \text{LGD}$	$\text{Capital} = K = (\text{LGD} * N(((1 - R)^{-0,5} * G(PD) + (R / (1 - R))^{-0,5} * G(0,999)) - (PD * \text{LGD})) * (1 - 1,5 * b)^{-1} * (1 + (M - 2,5) * b)$
	$\text{Ajuste de maturidade} = (b) = (0,11852 - 0,05478 * \ln(PD))^{-2}$

Onde:

PD – probabilidade de *default*

R – fator de correlação dos ativos

LGD – perda dado *default*

G – inverso da distribuição normal padronizada acumulada, com uma probabilidade de 99,9%.

S – volume de vendas

N – função de distribuição de probabilidade normal acumulada

b – ajuste de vencimento

M – maturidade

A Tabela 19 contém o capital regulatório estimado de acordo com cada abordagem, considerando as fórmulas de varejo, a classificação de clusters pela análise de cluster e taxa de recuperação fixa em 45%.

Tabela 19. Capital regulatório I.

	PMEs	Varejo				
	Técnica	Clusters				
	LGD	Fixa em 45%				
RATING	PD	LGD	R	Peso	Capital	K Acumulado
AA	0,88%	45,00%	0,12554	0,00230	0,0000795	0,01%
A	1,78%	45,00%	0,09978	0,00458	0,0002057	0,03%
B	2,13%	45,00%	0,09174	0,00096	0,0000450	0,03%
C	2,81%	45,00%	0,07867	0,17820	0,0088605	0,92%
D	3,37%	45,00%	0,06992	0,16761	0,0085539	1,77%
E	5,59%	45,00%	0,04838	0,18955	0,0101867	2,79%
F	6,02%	45,00%	0,04584	0,13151	0,0071282	3,51%
G	6,80%	45,00%	0,04203	0,19020	0,0104882	4,55%
H	10,40%	45,00%	0,03341	0,13509	0,0082717	5,38%

A Tabela 20 contém o capital regulatório estimado de acordo com cada abordagem, considerando as fórmulas de *corporate*, a classificação de clusters pela análise de cluster e taxa de recuperação fixa em 45%.

Tabela 20. Capital regulatório II.

	PMEs	Corporate						
	Técnica	Clusters						
	LGD	Fixa em 45%						
RATING	PD	LGD	R	(b) - corp.	Meff	Peso	Capital	K Acumulado
AA	0,88%	45,00%	0,16617	0,14273	3,0	0,00230	0,0001443	0,01%
A	1,78%	45,00%	0,13822	0,11511	3,0	0,00458	0,0003540	0,05%
B	2,13%	45,00%	0,13030	0,10852	3,0	0,00096	0,0000772	0,06%
C	2,81%	45,00%	0,11837	0,09875	3,0	0,17820	0,0153630	1,59%
D	3,37%	45,00%	0,11111	0,09253	3,0	0,16761	0,0150987	3,10%
E	5,59%	45,00%	0,09622	0,07646	3,0	0,18955	0,0197393	5,08%
F	6,02%	45,00%	0,09482	0,07426	3,0	0,13151	0,0140435	6,48%
G	6,80%	45,00%	0,09289	0,07064	3,0	0,19020	0,0212272	8,60%
H	10,40%	45,00%	0,08955	0,05880	3,0	0,13509	0,0177790	10,38%

A Tabela 21 contém o capital regulatório estimado de acordo com cada abordagem, considerando as fórmulas de varejo, a classificação de clusters pela análise de cluster e taxa de recuperação estimada.

Tabela 21. Capital regulatório III.

PMEs		Varejo				
Técnica		Clusters				
LGD		Estimada				
RATING	PD	LGD	R	Peso	Capital	K Acumulado
AA	0,88%	52,40%	0,12554	0,00230	0,0000926	0,009%
A	1,78%	54,99%	0,09978	0,00458	0,0002514	0,034%
B	2,13%	56,11%	0,09174	0,00096	0,0000561	0,040%
C	2,81%	56,38%	0,07867	0,17820	0,0111012	1,150%
D	3,37%	56,80%	0,06992	0,16761	0,0107970	2,230%
E	5,59%	57,72%	0,04838	0,18955	0,0130661	3,536%
F	6,02%	58,74%	0,04584	0,13151	0,0093047	4,467%
G	6,80%	58,83%	0,04203	0,19020	0,0137116	5,838%
H	10,40%	61,06%	0,03341	0,13509	0,0112238	6,960%

A Tabela 22 contém o capital regulatório estimado de acordo com cada abordagem, considerando as fórmulas de *corporate*, a classificação de clusters pela análise de cluster e taxa de recuperação estimada.

Tabela 22. Capital regulatório IV.

PMEs		Corporate						
Técnica		Clusters						
LGD		Estimada						
RATING	PD	LGD	R	(b) - corp.	Meff	Peso	Capital	K Acumulado
AA	0,88%	52,40%	0,16617	0,14273	3,0	0,00230	0,0001681	0,017%
A	1,78%	54,99%	0,13822	0,11511	3,0	0,00458	0,0004326	0,060%
B	2,13%	56,11%	0,13030	0,10852	3,0	0,00096	0,0000963	0,070%
C	2,81%	56,38%	0,11837	0,09875	3,0	0,17820	0,0192482	1,995%
D	3,37%	56,80%	0,11111	0,09253	3,0	0,16761	0,0190579	3,900%
E	5,59%	57,72%	0,09622	0,07646	3,0	0,18955	0,0253190	6,432%
F	6,02%	58,74%	0,09482	0,07426	3,0	0,13151	0,0183315	8,265%
G	6,80%	58,83%	0,09289	0,07064	3,0	0,19020	0,0277510	11,040%
H	10,40%	61,06%	0,08955	0,05880	3,0	0,13509	0,0241241	13,453%

A Tabela 23 contém o capital regulatório estimado de acordo com cada abordagem, considerando as fórmulas de varejo, a classificação dos grupos pelas árvores de decisão e taxa de recuperação fixa em 45%.

Tabela 23. Capital regulatório V.

PMEs		Varejo				
Técnica		Árvores				
LGD		Fixa em 45%				
RATING	PD	LGD	R	Peso	Capital	K Acumulado
AA	1,42%	45,00%	0,10909	0,15480	0,0064894	0,649%
A+	2,54%	45,00%	0,08344	0,08486	0,0041466	1,064%
A	2,96%	45,00%	0,07613	0,10034	0,0050303	1,567%
A-	3,08%	45,00%	0,07424	0,06013	0,0030322	1,870%
B+	3,82%	45,00%	0,06414	0,13060	0,0067603	2,546%
B	6,41%	45,00%	0,04379	0,07008	0,0038303	2,929%
B-	6,66%	45,00%	0,04264	0,14042	0,0077181	3,701%
C+	6,78%	45,00%	0,04212	0,08069	0,0044475	4,145%
C	7,98%	45,00%	0,03796	0,04563	0,0025935	4,405%
C-	11,10%	45,00%	0,03267	0,07270	0,0045550	4,860%
D	18,58%	45,00%	0,03019	0,05975	0,0046479	5,325%

A Tabela 24 contém o capital regulatório estimado de acordo com cada abordagem, considerando as fórmulas de *corporate*, a classificação dos grupos pelas árvores de decisão e taxa de recuperação fixa em 45%.

Tabela 24. Capital regulatório VI.

PMEs		Corporate						
Técnica		Árvores						
LGD		Fixa em 45%						
RATING	PD	LGD	R	(b) - corp.	Meff	Peso	Capital	K Acumulado
AA	1,42%	45,00%	0,14789	0,12361	3,0	0,15480	0,0112896	1,129%
A+	2,54%	45,00%	0,12259	0,10223	3,0	0,08486	0,0071479	1,844%
A	2,96%	45,00%	0,11621	0,09694	3,0	0,10034	0,0087585	2,720%
A-	3,08%	45,00%	0,11461	0,09558	3,0	0,06013	0,0052988	3,249%
B+	3,82%	45,00%	0,10666	0,08843	3,0	0,13060	0,0121437	4,464%
B	6,41%	45,00%	0,09376	0,07237	3,0	0,07008	0,0076540	5,229%
B-	6,66%	45,00%	0,09318	0,07125	3,0	0,14042	0,0155517	6,784%
C+	6,78%	45,00%	0,09293	0,07073	3,0	0,08069	0,0089958	7,684%
C	7,98%	45,00%	0,09111	0,06606	3,0	0,04563	0,0054123	8,225%
C-	11,10%	45,00%	0,08936	0,05709	3,0	0,07270	0,0098119	9,206%
D	18,58%	45,00%	0,08890	0,04440	3,0	0,05975	0,0095947	10,166%

4.7 Sumário dos resultados

Na tabela abaixo foi sumarizada os possíveis requerimentos de capital considerando novo acordo de capital Basileia II.

Tabela 25. Capital requerido – resumo.

	Varejo		Corporate	
	Cluster	Árvore	Cluster	Árvore
LGD - fixa em 45%	5,38%	5,33%	10,38%	10,17%
LGD - estimada	6,96%	NA	13,45%	NA

Os resultados podem ser considerados de acordo com o previsto, principalmente quando comparados com os estudos citados na revisão de literatura desse trabalho e tendo em vista os maiores índices de inadimplência característicos do mercado brasileiro.

É interessante notar que, independentemente da técnica utilizada, os requerimentos de capital calculados são semelhantes, o que permite às instituições financeiras optarem por aquela cujos benefícios (em termos de custo, dados, ferramentas, capital humano) forem os maiores. É claro que existem diversas outras técnicas para estimar probabilidades de *default*, mas não é provável grandes diferenças entre elas.

Outros fatores têm importância na estimativa do capital, mas os principais são a qualidade da carteira de crédito a PMEs e, claro, os modelos usados para estimar PDs e LGDs. Quando comparado com os atuais 11%, nota-se uma redução de entre 5 e 6 pontos percentuais no requerimento de capital, dependendo se usa-se uma LGD fixa de 45% ou a que foi estimada.

Por outro lado, quando os créditos a PMEs são consideradas como exposições *corporate*, a exigência de capital se aproxima nos níveis atuais de 11% e pode até superar quando assume-se a LGD estimada para efeito de cálculo.

Com isso, para que os bancos A-IRB tenham benefícios em termos de redução de capital, espera-se que classifiquem uma parte das carteiras de crédito a PMEs com varejo e outra como *corporate*. Isso significa que os bancos devem

melhorar os sistemas internos de classificação de risco de PMEs, de modo que todas as informações possíveis (cadastrais ou comportamentais) sejam utilizadas para prover uma melhor classificação, agora de maneira generalizada e não mais individualmente.

Embora os bancos A-IRB incorram em maiores custos de implementação de soluções/sistemas capazes de gerar análises mais estruturadas e confiáveis, Altman e Sabato (2004) acreditam que no longo prazo esses bancos terão um maior retorno devido a redução de custos inerentes a esse tipo de operação.

Além disso, os grandes bancos que adotarem A-IRB certamente terão benefícios em termos de menores requerimentos de capital quando comparados a bancos de nicho específico, até porque provavelmente possuem metodologias internas e sistemas mais desenvolvidos para análise de risco. Tal fato lhes confere a vantagem de atuar com mais agressividade em nichos de mercado até então dominados por bancos pequenos e médios, que provavelmente adotarão a abordagem básica ou se manterão com Basileia I.

Consequentemente espera-se um aumento das atividades de concessão de crédito de grandes bancos, tendo em vista o potencial do chamado *middle-market*. É claro que quando mais participantes existem em determinado mercado, os preços tendem a cair naturalmente, beneficiando diretamente esse seguimento de PMEs e, claro, os bancos A-IRB.

5. Conclusão

Nessa dissertação, foi proposta e apresentada uma metodologia para estimar as o capital requerido segundo as fórmulas contidas na última versão do novo acordo de capital da Basileia. Tal metodologia abrange a utilização de técnicas estatísticas para identificar as variáveis e índices relevantes para identificação do evento de *default* típicos desse tipo de segmento de cliente bancário.

A partir da metodologia proposta foram estimados dois dos principais parâmetros necessários para cálculo do capital: PD e LGD. No caso da PD, mais do

que estimá-la, mostrou-se que independente do método de classificação de clientes (clusters ou árvores) os resultados finais foram semelhantes.

Um importante avanço com relação a outros estudos na área foi a criação da *proxy* para estimar LGD para visualizar o efeito que esse parâmetro possui no capital. De qualquer maneira, recomenda-se um estudo mais profundo desse parâmetro, considerando-se mais dados para estimar os parâmetros de distribuições estatísticas que representem bem essa variável e que são alvo de diversos estudos empíricos.

Os resultados do trabalho confirmam o que estudos análogos realizados em outros países também encontraram: que os créditos a PMEs empresas classificadas como varejo serão beneficiados por menores exigências de capital caso fossem classificadas como *corporate*.

Num primeiro momento pode-se imaginar que os bancos obviamente classificarão essas clientes como varejo. Mas isso não é verdade, uma vez que tal classificação demanda grande esforço para estruturar novas regras e sistemas capazes de avaliar o risco desses clientes de maneira eficiente. Caso contrário, em casos de má-classificação, os benefícios obtidos com a alocação de menos capital regulatório pode ser anulado pela necessidade de aumentar as provisões de risco relativas a esses mesmos clientes e registrando maiores percentuais de inadimplência.

Assim, como principal conclusão, o novo acordo de capital vai estimular o aperfeiçoamento dos atuais modelos de *scoring* e *rating* para tomada de decisão de concessão de crédito. Somente assim os bancos A-IRB poderão classificar suas carteiras a PMEs como carteiras de varejo e conseqüentemente reduzir o capital regulatório. Isso porque certamente os bancos não A-IRB (pequenos e médios principalmente) utilizarão a abordagem padronizada ou Basileia I, as quais têm índices de capital regulatório semelhantes aos estimados nesse trabalho. Com menos capital regulatório, as taxas de empréstimos a PMEs tendem a cair, de modo a aumentar a competitividade com os bancos médios e pequenos cujos mercados geralmente são de nicho específico de algum produto bancário.

Finalmente, pode-se depreender que o acesso de PMEs com boas qualificações ao crédito não será afetado negativamente, uma vez que espera-se uma concorrência entre bancos A-IRB e não A-IRB para ganhar esse segmento de mercado, lucrativo para os grandes bancos e essencial para os pequenos e médios.

Referências bibliográficas

Advanced Notice of Proposed Rulemaking (ANPR) for the application of Basel II o U.S. banking organizations. (August 2003), www.federalreserve.org

Altman, E. *Corporate Financial Distress and Bankruptcy, 2nd Edition*. New York: John Wiley & Sons 1993.

Altman, E.; R.G. Haldeman, and P. Narayanan. "Zeta-analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations." *Journal of Banking and Finance*, 1 (1977) 29-54.

Altman, E.; Sabato, G. (2005). "Effects of the new Basel Capital Accord on bank capital requirements for SMEs". *Journal of Financial Services Research*, 28, 15-42.

Basel Committee on Banking Supervision. (2002). "Quantitative Impact Study 3.". www.bis.org

Basel Committee on Banking Supervision. (2003). "The New Basel Capital Accord." www.bis.org

Basel Committee on Banking Supervision. (2004). "International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards". www.bis.org

Berger, A. (2004). "Potential competitive effects of Basel II on banks in SME credit markets in the United States". www.federalreserve.org

Chianamea, D. (2006). "Basiléia II: risco e concorrência bancária". Unicamp. www.eco.unicamp.br/asp-scripts/boletim_ceri/.../06_DANTE.pdf

Crouhy M.; Galai D; Mark R. (2001). "A comparative analysis of current credit risk models." *Journal of Banking and Finance* 24, 59-117.

Dasarathy, Belur V., (1991). *Nearest Neighbor (NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques*. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press.

Dietsch, M; Petey, J. (2004). "Should SME exposures be treated as retail or corporate exposures? A comparative analysis of default probabilities and asset correlations in French and German SMEs." *Journal of Banking and Finance*, 28, 773-788.

Engelmann, B.; Hayden, E.; and Tasche, D. (2003). *Measuring the Discriminative Power of Rating Systems*, Discussion Paper 01/03 on Banking and Financial Supervision, Deutsche Bundesbank.

Hair, J; Anderson, R; Tatham, R; Black, W. (2005); trad. Adonai Schlup Sant' Anna e Anselmo Chaves Neto. *Análise Multivariada de Dados*. Bookman. 5ª edição, Porto Alegre.

Hayden, E. (2003). "Are Credit Scoring Models Sensitive to Different Default Definitions? Evidence from the Austrian Market". www.defaultrisk.com.

Hosmer DW, Lemeshow S. (1989). *Applied Logistic Regression*. New York: Wiley

Jacobson, Tor, Jesper L., Roszbach K. (2005). "Credit Risk x Capital requirements under Basel II: Are SME Loans and retail really different?" *Journal of Financial Services Research* 28: 1/2/3 43-75.

Kass, G. (1980). An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data – *Applied Statistics*, 29:2, 119-127.

McCullagh, P. and J. A. Nelder. (1989). *Generalized Linear Models*. New York: Chapman & Hall.

Ohtoshi, C. (2003). Uma comparação de regressão logística, árvores de classificação e redes neurais: Analisando dados de crédito. Dissertação de Mestrado, USP.

Sanvicente, Antônio Z. & Minardi, Andrea M.A.F. (1999) "Migração de Risco de Empresas Brasileiras: Uma Aplicação de Análise de Clusters na Área de Crédito".

Reimann, C., Filzmoser, P., and Garrett, R.G. (2002). Factor analysis applied to regional geochemical data: problems and possibilities. *Applied Geochemistry*. Vol. 17, pp. 185-206.

Saurina, J. and Trucharte, C. (2003). The impact of Basel II on lending to small-and medium-sized firms: A regulatory policy assessment based on the Spanish Credit Register Data. *Journal of Finance Services Research* 26, 121-144.

Servigny, A.; Renault, O. (2004) *Measuring and Managing Credit Risk*. Standard & Poor's. McGraw-Hill. New York.

Schechtman, R. (2003). Simulação dos efeitos de Basiléia II para requerimentos de risco de crédito utilizando dados da Central de Risco. Departamento de Estudos e Pesquisas do Banco Central do Brasil. Disponível em <http://www.bcb.gov.br/pec/wps/port/default.asp?idioma=P&id=trabdisclista>

ANEXO A – Função discriminante de Fischer - *clusters*

	Coeficientes das funções de classificação								
	Número do <i>cluster</i>								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Ln faturamento	3,158	0,618	0,522	1,266	-0,913	-0,826	-2,880	-1,442	2,726
Ln receita financeira	6,031	4,905	-1,182	-4,444	4,715	-3,236	-3,007	-3,443	-3,094
Ln lucro líquido	-25,363	9,106	-22,710	9,839	-23,318	8,558	8,596	-22,956	-24,135
ROE	4,191	-1,116	4,101	-1,354	4,260	2,262	-1,456	3,268	3,305
Passivo de LP/Ativos	-1,219	-2,014	55,659	-1,427	-1,145	37,967	-1,557	-0,977	-1,289
EBIT/despesas financeiras	1,568	-1,615	1,326	-1,440	1,262	-1,407	-1,322	0,661	1,097
Teve protestos no ano não quitados?	0,568	1,306	0,033	1,170	0,798	2,437	1,120	0,686	0,536
Constante	-26,316	-8,016	-75,709	-7,845	-22,053	-30,491	-6,657	-22,357	-23,419

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)