

DETERMINAÇÃO DE PROBABILIDADES DE DEFAULT A PARTIR DE MODELOS DE RISCO DE CRÉDITO

RENATA FIDELIS BELFORT MATTOS

Universidade Presbiteriana Mackenzie
renatafbelfort@gmail.com

BRUNO MACARINI CARMIGNANI

Universidade Presbiteriana Mackenzie
Brunomacarini@outlook.com

FABIO OSHIRO MENANI

Universidade Presbiteriana Mackenzie
fabioshiro1@hotmail.com

PAULO VINICIUS ANTUNES SÁ DE OLIVEIRA

Universidade Presbiteriana Mackenzie
pauoliveira@santander.com.br

DETERMINAÇÃO DE PROBABILIDADES DE DEFAULT A PARTIR DE MODELOS DE RISCO DE CRÉDITO

1. INTRODUÇÃO

Ao longo das últimas décadas e devido às crises creditícias que impactaram todo o sistema econômico, a busca por modelos de estimativa de risco de crédito tornou-se interesse mútuo entre profissionais do setor financeiro e órgãos reguladores. Essa crescente necessidade levou a indagação da possibilidade de obtenção das medidas confiáveis por meio de modelos teóricos de cálculo de *default*, ou seja, do risco de um devedor não cumprir com sua obrigação financeira. (BIS, 2005).

A área de modelagem de risco de crédito tem se desenvolvido constantemente nos últimos anos, tornando-se um componente fundamental no sistema de gestão de risco das instituições financeiras. Esses modelos permitem que o usuário realize uma medição do risco de crédito presente em sua carteira de ativos. Logo, é possível notar sua importância como fator chave para a gestão do crédito, sendo incorporado em vários componentes, como empréstimos e estabelecimento de limites de concentração (LOPEZ; SAIDENBERG, 2000).

A gestão de risco mostra-se importante ao observar o caso exposto no The New York Times (2012) sobre o JPMorgan Chase, a primeira no *rank* americano de instituições financeiras, segundo o relatório da renomada Moody's em outubro de 2011, mas que teve seu prestígio abalado e seu nome cortado da lista em junho de 2012, resultado de um episódio de perdas financeiras que podem chegar à cifra dos sete bilhões de dólares (estimativa até julho de 2012) proporcionadas por arriscados investimentos de crédito e por controles internos de riscos defasados ou ineficientes. Desta forma, podemos compreender que para se operar em um cenário complexo e arriscado, exigem-se instrumentos precisos de mensuração de risco.

Para tanto, adotando as metodologias desses modelos, observando os resultados obtidos e realizando uma análise de sensibilidade, identificou-se que o modelo reduzido conseguiu atingir probabilidades próximas ao Merton DD para a maioria das empresas analisadas, indicando que a ocorrência de maior discrepância entre os resultados dos modelos possivelmente está relacionada ao nível de endividamento das empresas.

1.1. Problema de pesquisa

A probabilidade de *default* estimada pelo modelo “ingênuo” (*naïve*) assemelha-se a do Merton DD?

1.2. Objetivos – geral e específicos

O objetivo geral é verificar se a probabilidade de *default* estimada pelo modelo “ingênuo”, proposto por Bharath e Shumway (2008), assemelha-se a do Merton D E os objetivos específicos compreendem: Realizar estudo exploratório dos modelos estruturais e reduzidos de estimativa de PD; Identificar os indicadores-chave que influenciam a probabilidade de default; Analisar o comportamento dos modelos, bem como sua sensibilidade.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Conceito, histórico e volume do crédito

O crédito pode ser entendido como uma quantia de dinheiro emprestada para o consumidor por uma instituição financeira, que deverá ser paga cobrando-se juros (HAND; HENLEY, 1997).

No Brasil, o Banco Central do Brasil define o risco de crédito como:

A possibilidade de ocorrência de perdas associadas ao não cumprimento pelo tomador ou contraparte de suas respectivas obrigações financeiras nos termos pactuados, à desvalorização de contrato de crédito decorrente da deterioração na classificação de risco do tomador, à redução de ganhos ou remunerações, às vantagens concedidas na renegociação e aos custos de recuperação (BACEN, 2009).

Em uma contextualização do cenário econômico brasileiro, 49,3% do PIB em abril de 2012 refere-se ao estoque total de crédito, atingindo a marca de R\$2.070 bilhões, isso representa uma evolução de 18% em doze meses. Em abril de 2002, o saldo total era de 335,5 bilhões (BACEN, 2002), um crescimento em torno de 517% em dez anos. A inadimplência de operações de crédito referencial ficou em torno de 4,1% para pessoas jurídicas em fevereiro de 2012, representando um aumento de 0,5% em relação ao mesmo período de 2011 e um aumento de 1,3% em cinco anos (BACEN, 2012a).

2.2. Legislação – Basileia e BACEN

O Comitê de Basileia emitiu uma revisão do acordo Convergência Internacional de Medidas e Normas de Capital em junho de 2006, que levou em conta novos aspectos na avaliação e gestão do risco bancário para aquelas instituições que optaram em usar o método interno de *rating* (IRB) (FSI, 2010). De acordo com Ruthenberg e Landskroner (2008), essa revisão tem como propósito uma eficaz combinação entre o capital regulatório e os riscos tomados, melhorando, assim, as decisões dos bancos e dando maior efetividade à regulamentação bancária.

No método IRB, os bancos podem optar pela abordagem básica ou pela IRB avançada, diferindo no que diz respeito à extensão e fonte na qual os parâmetros de cálculo da perda esperada são alimentados, ou seja, sendo fornecida pelo banco ou pré-estabelecido pela instituição reguladora (HAKENES; SCHNABEL, 2005).

As ações para implementação de medidas visando atender os requisitos propostos na Basileia sobre risco de crédito ficam a cargo do Banco Central do Brasil (BACEN), visto que, dentre suas competências, está a capacidade de controlar todas as modalidades de crédito (BRASIL, 1964), tendo postos como objetivos de política creditícia o aumento da oferta e acesso ao crédito (BACEN, 2010). As ações, que visam atender as exigências da Basileia II, seguem o cronograma divulgado pela Diretoria Colegiada do BACEN assim como suas diretrizes (BACEN, 2004).

Para controle e supervisão das operações de crédito praticadas no Sistema Financeiro Nacional (SFN), o BACEN usufrui do Sistema de Informações de Crédito do Banco Central (SCR) (BACEN, 2005) e do Plano Contábil das Instituições do Sistema Financeiro Nacional (COSIF) (BACEN, 2012b). O SCR é um banco de dados que tem como objetivo facilitar o BACEN em sua ação de verificar as condições financeiras das instituições sob sua supervisão, protegendo os clientes de instituições financeiras, os depositantes, por meio de dados sobre operações de crédito realizadas, inseridos com periodicidade mensal pela respectiva instituição realizadora da operação (BACEN, 2005).

Tratando do risco de crédito, o BACEN estabelece normas de atuação das instituições financeiras para gerenciá-lo, exigindo uma estrutura que suporte a análise e gestão de cada tipo de produto de crédito oferecido por essas instituições considerando os componentes do risco e permitindo tratamento, prevenção e controle mais eficientes sobre este, tanto em nível individual, como em nível setorial, observando riscos associados a outras instituições em conjunto aos seus próprios. O BACEN, caso julgue necessário, pode fazer com que as instituições adotem medidas e procedimentos incrementais a suas estruturas gerenciais a fim de complementá-las e adequar a gestão do crédito (BACEN, 2009).

2.3. Componentes do risco de crédito – LGD, PD e EAD

Existem três elementos fundamentais dentro de cada um dos tipos de ativos cobertos pelo método IRB: os componentes de risco, que são estimativas dos parâmetros de risco proporcionadas pelo banco, algumas das quais vem do próprio supervisor; funções da ponderação do risco, que é o meio para transformar os componentes de risco em ativos ponderados por seu nível de risco e, portanto, o requerimento de capital; e os requisitos mínimos: que são os critérios mínimos que um banco deve satisfazer para poder utilizar o modelo IRB (BIS, 2004).

As classificações baseadas em Avaliação Interna (IRB) de Basileia II incidem sobre a frequência de insolvência do banco decorrente de perdas de crédito. De acordo com esta abordagem, a perda total (TS) de um banco para um determinado intervalo de confiança é dado pelo Valor ao Risco (VaR). Esta perda total (TS) pode ser decomposta em uma perda esperada (EL) – que deve ser coberta por provisões para perdas de empréstimos – e em uma perda inesperada (UL) – que devem ser cobertas pelo capital que proporciona uma proteção para os detentores da dívida contra eventos extremos. (RUTHENBERG; LANDSKRONER, 2008).

O grau de risco e, conseqüentemente, os requisitos de capital dependem: da probabilidade de *default* (PD), ou seja, da probabilidade do cliente ficar inadimplente; da perda dado *default* (LGD), que representa a perda efetiva e potencial que se teria que arcar para um empréstimo específico no caso de *default*; da exposição ao *default* (EAD) e da maturidade efetiva (M) do empréstimo (CURCIO; GIANFRANCESCO, 2011). A probabilidade de *default* (PD) aponta o percentual médio de devedores que resultam em *default* dentro de um grau de *rating* no percurso de um ano (FSI, 2010).

Já a exposição dado *default* (EAD), apresenta uma estimativa do montante das perdas (valores utilizados somados a potenciais valores em linhas de crédito não utilizadas) no caso do tomador apresentar *default* (FSI, 2010). As instituições que utilizem o método avançado deverão ter estabelecidos procedimentos para a estimação da EAD, devendo especificar as estimativas para cada tipo de facilidade. As estimativas de EAD devem refletir a possibilidade de o tomador dispor de uma facilidade (linha creditícia) antes ou depois do momento em que entra em *default*. Caso a estimativa de EAD seja diferente para cada tipo de facilidade, a delimitação destas deverá ser clara e estar livre de ambigüidade (BIS, 2004).

A perda dado *default* (LGD) mostra o percentual de exposição (EAD) que se pode perder em caso de *default* (FSI, 2010). As instituições que utilizarem suas próprias estimativas de LGD poderão refletir o efeito mitigador de risco que as garantias apresentam, introduzindo um ajuste nas PDs ou LGDs estimadas. Essa opção somente poderá ser utilizada caso tenham sido autorizadas a utilizar suas próprias estimativas de LGD (BIS, 2004).

2.4. Probabilidade de *default*: Modelos estruturais e reduzidos

Para a medição da probabilidade de *default*, foram estruturados modelos visando prevê-las, como os modelos de classificação de risco (*hazard-type models*) para carteiras de risco de crédito para consumidores e modelos mais estruturais para riscos de crédito corporativo (SO; THOMAS, 2010). Dentre os modelos corporativos, exemplificamos como os desenvolvidos pela JP Morgan, modelo CreditMetrics/CreditVaR I, e pela KMV Corporation, empresa especializada na análise de risco de crédito (CROUHY *et al.*, 2000). Ambas as abordagens se apoiam no modelo de valor dos ativos proposto por Merton (1974), mas diferem substancialmente nas premissas de simplificação que requerem para facilitar sua implementação (CROUHY *et al.*, 2000). O foco aqui está no uso da abordagem KMV, destacando o modelo de distância ao *default* de Merton (Merton DD), comentando sobre o modelo da Moody's KMV – a Moody's Corporation adquiriu a KMV em 2002 – que utiliza um modelo generalizado de Merton (1974), modelo KV, e sobre um modelo reduzido

considerado “ingênuo” (*naïve alternative*) proveniente do Merton DD (BHARATH; SHUMWAY, 2008).

Nos modelos estruturais, assume-se total conhecimento de um conjunto de informações muito detalhada, disponíveis propriamente aos gestores das empresas, como o valor de todos ativos, obrigações e dívidas, o que proporciona ser possível prever o momento da empresa entrar em *default* na maioria dos casos. Já nos modelos reduzidos se assume conhecimento de informações menos detalhadas, como observáveis pelo mercado, por conseguinte não permitindo prever o momento de uma empresa entrar em *default* propriamente. Isto posto, a distinção essencial entre os modelos estruturais e o reduzidos observada não trata do aspecto do momento de *default* (previsível ou inacessível), mas sim da disponibilidade das informações para o modelador (JARROW; PROTTER, 2004).

O modelo estrutural é particularmente útil para profissionais nos campos de carteira de crédito e gestão de risco de crédito. Uma análise de nível empresarial com o modelo estrutural também é possível, caso um analista queira compreender o impacto na qualidade de crédito pelo aumento dos empréstimos, recompra de ações ou pela aquisição de outra empresa, o modelo estrutural serve para compreender as consequências dessas transações. Em geral, a capacidade de diagnosticar a dinâmica do modelo estrutural (*inputs* e *outputs*) em termos de variáveis econômicas compreensíveis facilita uma comunicação melhor entre credores, gestores de carteira de crédito e analistas de crédito (ARORA *et al.*, 2005).

O modelo da KMV apresenta três camadas para caracterizar o aspecto estrutural: fatores específicos de cada empresa baseados na exposição da empresa no país e no setor, compondo-se do risco sistemático e não sistemático; fatores do país e setor (risco sistemático) específicos do local; e fatores globais e regionais, compostos dos riscos econômicos globais, riscos regionais e riscos do setor em nível global (CROUHY *et al.*, 2000).

Tratando-se da abordagem de forma reduzida, assumindo que o momento de *default* de uma empresa é inacessível ou imprevisível e impulsionado pela intensidade dessa inadimplência, que é uma função de variáveis de estado latente, caracteriza-se também pela flexibilidade em sua forma funcional, proporcionando prós e contras, já que pode resultar em modelagem com grande propriedade para análise inerente aos valores presentes nas amostras, mas com pouca desenvoltura para previsões fora dessas amostras, devido à possibilidade de haver períodos de características diferentes não inseridos na análise. (ARORA *et al.*, 2005).

O modelo de Merton DD estima a probabilidade de *default* para cada empresa colhida nas amostras estatísticas em qualquer período de tempo observando o valor futuro da dívida, um valor estimado de mercado dos ativos da empresa e a volatilidade estimada destes ativos para refletir o horizonte de previsão. A diferença entre o modelo de Merton DD e o da Moody's, é este ser um modelo que permite análise de várias classes de dívidas, em diversas maturidades e utiliza maiores bases de dados históricas para estimar as distribuições empíricas de mudanças nas distâncias ao *default*, dando maior precisão ao resultado, enquanto o de Merton DD utiliza uma distribuição normal acumulativa para converter as distâncias de *default* em probabilidades de *default* (BHARATH; SHUMWAY, 2008).

O modelo “ingênuo” é uma alternativa simples de probabilidade que não necessita resolver algumas equações presentes nos modelo Merton DD, procurando ter um indicador com boa chance de ter um desempenho semelhante ao deste modelo, assim como quanto às probabilidades resultantes, buscando simplificar a complexidade, por isso evitando equações ou estimativas de valores não observáveis no mercado (BHARATH; SHUMWAY, 2008).

Para essa comparação, utilizam-se os modelos de avaliação de risco (*hazard rate models*) considerados superiores a outros tipos de modelos e provavelmente com o melhor resultado para previsões de *default* em modelos reduzidos, gerando estimativas mais confiáveis por: corrigirem o período ao risco automaticamente; utilizarem variáveis explanatórias que mudam com o tempo; e se aproveitarem de toda informação disponível

pelas empresas para estimar probabilidades para cada período de tempo, garantindo maior precisão ao resultado (SHUMWAY, 2001), como demonstrado por Chava e Jarrow (2004) ao analisar que o modelo dinâmico de avaliação de risco desenvolvido por Shumway (2001), além de mostrar a importância de incluir efeitos do setor das empresas aos modelos.

A preferência pelo uso de um modelo estrutural ou reduzido depende da finalidade com que se espera empregá-lo. Se o uso for para gestão de riscos, como precificação ou *hedging*, o uso mais correto é o modelo reduzido, já que se determinam preços pelo mercado e o próprio mercado atinge um equilíbrio mediante informações de que nele estão dispostas. Caso seja para a gestão de uma empresa julgando seu próprio risco, então se pode optar pelo modelo estrutural (JARROW; PROTTER, 2004).

2.5. KMV

A KMV (Kealhofer, McQuown and Vasicek) Corporation, provedora líder de ferramentas de análise quantitativa de crédito, foi adquirida pela Moody's Analytics em 2002, formando o segmento Moody's KMV; contudo, o modelo que focamos é prévio à aquisição – Merton DD – tratando da frequência de *default* esperada (EDF), que mudou drasticamente a forma de medição do risco de crédito (MOODY'S, 2012).

A abordagem KMV trata cada empresa de forma específica, caracterizando-as com distribuição de seus respectivos retornos de ativos, suas próprias estruturas de capital e probabilidades de *default*, derivando estas com base no modelo de Merton (1974). Essa probabilidade, ou frequência esperada de *default* (EDF), representa-se por uma função entre a estrutura de capital, da volatilidade dos retornos de ativos e do valor de mercado destes (CROUHY *et al.*, 2000 e FRENKEL *et al.*, 2000). Os modelos KMV têm realizado uma simples análise da relação de valores de títulos corporativos, tratando a EDF como uma medida da probabilidade de *default* e conseqüentemente como uma simulação de estratégias de investimento em títulos com base nas diferenças entre os valores reais e teóricos (VASICEK, 2001).

O modelo de Merton (1974) demonstra a derivação do modelo de Black-Scholes a partir do valor da empresa, este sendo uma progressão geométrica Browniana, chegando ao valor de capital próprio da empresa, passo fundamental no desenvolvimento do modelo Merton DD (BHARATH; SHUMWAY, 2008). Esse modo de análise de Black-Scholes utiliza fórmulas que adotam, em sua maioria, variáveis observáveis e sem exigir conhecimentos sobre as expectativas de retorno dos investidores (MERTON, 1976).

Comparando os modelos dessa abordagem (Merton DD, Moody's e “ingênuo”), observa-se que há maior divergência por parte do Moody's em relação aos demais, que permite análise de várias classes de dívidas e em diversas maturidades, utilizando bases de dados históricos maiores, para estimar as distribuições empíricas de mudanças nas distâncias ao *default*, enquanto o Merton DD e “ingênuo” seguem a mesma base metodológica, porém este último não resolvendo o modelo para uma probabilidade implícita de *default* (BHARATH; SHUMWAY, 2008).

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O estudo baseou-se em utilizar o modelo Merton DD e o “ingênuo” (*naïve alternative*) para estimar a probabilidade de *default* de empresas e comparar seus resultados. Os dados de empresas utilizados foram provenientes da base de dados Bloomberg[®], selecionando as empresas de capital aberto do mercado brasileiro presentes no índice Ibovespa. Ao calcular as probabilidades em ambos os modelos, buscou-se auferir se o modelo “ingênuo”, mesmo sendo um modelo reduzido, obteria resultados satisfatórios em relação à estimativa do Merton DD e em que condições mais se diferenciaram por meio de uma análise de sensibilidade. As

constatações e equações metodológicas dos modelos, expostas nesta seção, são descritas por Bharath e Shumway (2008).

O modelo Merton DD calcula a probabilidade de *default* para as empresas a qualquer momento de tempo. Primeiramente, o modelo realiza a subtração entre uma estimativa do valor de mercado dos ativos e o valor de face da dívida da empresa, dividindo a diferença por uma estimativa da volatilidade desses ativos (em valor efetivo para refletir o horizonte da previsão), resultando no *score-z* (distância ao *default*), que é então substituído em uma função de distribuição normal acumulada para calcular a probabilidade de que o valor dos ativos será menor do que o valor de face da dívida ao nível do horizonte de previsão. O valor de ativos da empresa corresponde à soma dos valores de mercado da dívida com o valor de seu capital próprio. O valor de capital próprio é geralmente disponível, diferentemente do valor da dívida. O modelo Merton DD aplica o modelo de precificação de *bonds* de Merton (1974) para definir o valor de mercado da dívida e assim estimar o valor total dos ativos da empresa, em que este último segue uma progressão geométrica Browniana:

$$dV = \mu V dt + \sigma_V V dW ,$$

Sendo V o valor total dos ativos, μ o retorno composto esperado sobre V , σ_V a volatilidade dos ativos e dW o processo de Wiener padrão.

O modelo de Merton (1974) associa-se à teoria de precificação de opções de Black e Scholes (1973) e leva à fórmula de Black-Scholes-Merton, em que o valor de mercado do capital próprio (E) é estipulado em função do valor de mercado dos ativos da empresa (V):

$$E = V \mathcal{N}(d_1) - e^{-rT} F \mathcal{N}(d_2) ,$$

Em que F é o valor de face da dívida da empresa, r é a taxa livre de risco imediata e $\mathcal{N}(\cdot)$ é a função da distribuição normal padrão acumulada, em que d_1 é dado por:

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V}{F}\right) + (r + 0,5\sigma_V^2)T}{\sigma_V \sqrt{T}}$$

E d_2 como:

$$d_2 = d_1 - \sigma_V \sqrt{T} ,$$

Sendo σ_V a volatilidade do valor dos ativos e T o número de períodos adotados como horizonte de previsão. O modelo Merton DD também relaciona a volatilidade de seus ativos com a de seu capital próprio:

$$\sigma_E = \left(\frac{V}{E}\right) \frac{\partial E}{\partial V} \sigma_V ;$$

Complementando, o modelo de Black-Scholes-Merton mostra:

$$\frac{\partial E}{\partial V} = \mathcal{N}(d_1) ,$$

Logo, sob a premissa de Merton, temos que a relação entre as volatilidades é dada por:

$$\sigma_E = \left(\frac{V}{E}\right) \mathcal{N}(d_1) \sigma_V .$$

As equações de Black-Scholes-Merton e da relação entre as volatilidades dos valores do capital próprio e dos ativos da empresa são utilizados no modelo Merton DD para traduzir tanto o valor quanto a volatilidade do capital próprio em uma probabilidade de *default* implícita. Dentre as variáveis destas duas equações, apenas o valor dos ativos e sua volatilidade têm de ser obtido por inferências, já que não se apresentam observáveis no mercado.

Desta forma, o modelo Merton DD busca obter os valores das variáveis principais: σ_E , através da observação do histórico dos retornos das ações; F como medição do valor de face da dívida da empresa, geralmente é utilizado como sendo o valor contábil do capital de terceiros; T sendo o horizonte de tempo da previsão, comumente adotado como 1 ano; E pode ser obtido pela multiplicação da quantidade de ações da empresa por seu preço; e r sendo a taxa livre de risco. Com estas variáveis definidas, resta apenas obter os valores de V e σ_V por

substituição nas equações de Black-Merton-Scholes e da relação entre volatilidades satisfazendo as equações, ou seja, que para os valores adotados de V e σ_V resulte-se, pelas equações, nos mesmos E e σ_E observados anteriormente no mercado.

Obtidos V e σ_V , a distância ao *default* é calculada como:

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{V}{F}\right) + (\mu - 0,5\sigma_V^2)T}{\sigma_V\sqrt{T}},$$

Sendo μ uma estimativa do retorno anual esperado dos ativos da empresa no período.

A probabilidade de *default* correspondente do modelo Merton DD (π_{Merton}) é dada pela a distribuição normal acumulativa:

$$\pi_{\text{Merton}} = \mathcal{N}\left(-\left(\frac{\ln\left(\frac{V}{F}\right) + (\mu - 0,5\sigma_V^2)T}{\sigma_V\sqrt{T}}\right)\right) = \mathcal{N}(-DD).$$

O modelo “ingênuo” visa obter um desempenho semelhante ao Merton DD, porém se utilizando procedimentos mais simples, sem estimar valores não-observáveis no mercado, seja resolvendo as equações de Black-Scholes-Merton ou utilizando outros métodos iterativos, seguindo as premissas descritas a seguir.

O modelo toma o valor de mercado da dívida (D) de cada empresa como sendo aproximadamente o valor de face dessa dívida (F):

$$\text{Naïve } D = F.$$

Considerando-se que as empresas próximas de sofrerem *default* têm dívidas muito arriscadas e que este risco é correlacionado com seu risco de capital próprio, aproxima-se a volatilidade da dívida (σ_D) como:

$$\text{Naïve } \sigma_D = 0,05 + 0,25 * \sigma_E,$$

Sendo 5% referentes à volatilidade da estrutura da equação e os 25% da volatilidade de capital próprio (σ_E) como a parte desta volatilidade relacionada ao risco de *default*. Isso resulta em uma aproximação da volatilidade dos ativos da empresa (σ_V), em que E é o valor de mercado do capital próprio da empresa, como sendo:

$$\text{Naïve } \sigma_V = \frac{E}{E + F} \sigma_E + \frac{F}{E + F} (0,05 + 0,25 * \sigma_E).$$

Para obter as mesmas informações impostas ao Merton DD, adota-se a mesma estimativa do retorno anual esperado dos ativos da empresa (μ).

Retendo a estrutura do modelo Merton DD e obtendo aproximadamente as mesmas informações, permite definir a distância ao *default* e a probabilidade de *default* do modelo “ingênuo” ($\pi_{\text{naïve}}$) como:

$$\text{Naïve } DD = \frac{\ln[(E + F)/F] + (\mu - 0,5 \text{ naïve } \sigma_V^2)T}{\text{naïve } \sigma_V\sqrt{T}}$$

$$\pi_{\text{naïve}} = \mathcal{N}(-\text{naïve } DD).$$

Adotando estas duas metodologias para os modelos, foram estimadas as probabilidades de default para as empresas a fim de comparação e análise. Para facilitar a identificação das variáveis que necessitaram ser determinadas para realização dos cálculos e sintetizar qual a origem e premissas dos valores atribuídos a elas durante a aplicação, foi elaborado o Quadro 1.

Quadro 1 – Variáveis obtidas para aplicação nos modelos

| VARIÁVEIS | COMO OBTER |
|---|--|
| Valor de capital próprio (E) | Número de ações da empresa no mercado multiplicado pelo preço de cada ação |
| Volatilidade do valor de capital próprio (σ_E) | Histórico de retornos das ações da empresa |

| | |
|--|--|
| Valor de face da dívida (F) | Valor contábil do capital de terceiros da empresa de curto e longo prazo |
| Taxa livre de risco imediata (r) | Taxas Selic e DI anuais para o período |
| Retorno esperado sobre ativos no período (μ) | Retorno das ações no último ano e CAPM |
| Horizonte de previsão (T) | 1 ano |

Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

4. RESULTADOS

A metodologia dos modelos Merton DD e “ingênuo” foi seguida para estimar as probabilidades de *default* das empresas correspondentes aos 68 ativos dispostos no índice Ibovespa, cujas informações e dados de entrada necessários aos modelos foram extraídos da base de dados Bloomberg®. Para considerações da taxa livre de risco, assumimos como opções as taxas Selic e DI anuais dos períodos analisados, obtidas pelos históricos disponibilizados pelo BACEN (Banco Central do Brasil) e pela CETIP (Central de Custódia e Liquidação de Títulos). Da mesma forma, adotamos, como estimativa dos retornos esperados dos ativos das empresas, as opções de utilizar o retorno que as ações obtiveram no último ano e a expectativa proporcionada pelo CAPM (Modelo de Precificação de Ativos de Capital), considerando o retorno de mercado como o retorno do índice Ibovespa anualizado conforme os históricos analisados. Todos os resultados obtidos tomaram o horizonte de previsão como 1 ano.

Percepções mais superficiais sobre os resultados foram observadas inicialmente, passando por uma verificação de qual modelo estimou maiores probabilidades em geral e demonstrando o quanto as suas estimativas diferiram em média, bem como a sua dispersão. *Rankings* das empresas foram utilizados a fim identificar as maiores probabilidades de *default* em cada modelo, a distância entre os resultados dos modelos para uma mesma empresa e que observar se alguma característica das empresas as diferenciou para se posicionarem dentre as que apresentaram maiores probabilidades de *default*. Após essa constatação, uma análise de sensibilidade dos modelos busca verificar o impacto de variações de cada variável essencial dos cálculos nos resultados e evidenciar quais parâmetros mais influenciam nas probabilidades estimadas por um e outro modelo proporcionando maiores diferenças.

4.1. Resultados observados

Notado o alto nível de endividamento das empresas financeiras presentes na análise, devido este ser um setor caracterizado naturalmente por alto grau de alavancagem e maior expertise em sua gestão, decidimos excluí-lo da lista de empresas avaliadas. O mesmo foi aplicado para ativos de empresas que apresentavam ações ordinárias e preferenciais, eliminando o uso das ordinárias, por levarem a valores de mercado do capital próprio muito inferiores aos obtidos pelas preferenciais, exceto quando as empresas não emitam outro tipo de ação.

Com o cálculo realizado pelos modelos utilizando todas as combinações de parâmetros (taxas Selic e DI, retornos CAPM e no último ano, dívidas de curto e longo prazo) para o período mais atual que continha as informações coletadas das empresas – 30.06.2012 –, verificou-se que o modelo “ingênuo” (*naïve*) obteve uma probabilidade maior do que o Merton DD na grande maioria dos casos acumulados para 1, 2 e 3 anos de retornos históricos, representando 96,8% do total geral e 100% dos casos que trataram do cálculo apenas considerando a dívida de longo prazo, conforme a Tabela 1. Percebe-se também que a escolha da taxa livre de risco ser a Selic ou DI não influenciou neste aspecto, até porque se apresentam bem próximas historicamente, no caso do período analisado sendo de 8,40% e 8,38% respectivamente. Quanto à forma de estimativa dos retornos das empresas e tipo de

dívida adotada, já se nota uma variação, em que alguns casos apresentaram maior probabilidade de *default* com o modelo Merton DD considerando a dívida total, porém com o “ingênuo” ainda prevalecendo em maioria.

Tabela 1 – Modelo com maior probabilidade resultante

| Histórico | Acumulado para 1, 2 e 3 anos | | | | | | | |
|----------------------------|----------------------------------|----------|-------------------|----------|-----------------------------------|----------|--------------------|----------|
| Maior geral | Naïve (96,8% dos casos) | | | | | | | |
| Maior pelo tipo de dívida | Longo Prazo Naïve (100%) | | | | Curto e Longo Prazo Naïve (94%) | | | |
| Maior pelo tipo de retorno | Ações no último ano Naïve (100%) | | CAPM Naïve (100%) | | Ações no último ano Naïve (89,7%) | | CAPM Naïve (98,3%) | |
| Maior pelo tipo de taxa | Selic Naïve | DI Naïve | Selic Naïve | DI Naïve | Selic Naïve | DI Naïve | Selic Naïve | DI Naïve |

Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

Visando melhor avaliar essa constatação, a Tabela 2 mostra a diferença média entre os resultados de ambos os modelos para cada combinação dos parâmetros, da mesma forma adotada para os dados da Tabela 1, também informando dispersão dessa diferença. Nota-se de fato que a baixa diferença entre os valores das taxas livres de risco pouco interfere no resultado, provocando pequena variação nas diferenças entre as probabilidades dos modelos. Por outro lado, observa-se que o uso do CAPM como estimativa do retorno dos ativos reduziu as diferenças em média para ambos os tipos de dívida assumidos, o mesmo para os resultados que assumiram a dívida total em relação aos que utilizaram apenas a de curto prazo. Outro ponto importante foi que, conforme se adotou históricos de retornos mais antigos, enxerga-se uma tendência à queda das diferenças médias, mostrando que a volatilidade dos retornos da ação, por conseguinte do capital próprio e do CAPM, impactou positivamente neste cenário histórico. Contudo a dispersão dessa diferença não obteve uma variação conclusiva mesmo com a mudança dos parâmetros, mantendo um nível elevado de desvio, visto que a volatilidade resultou em 8,0879% em face de uma diferença média entre os modelos de 2,0782% em valor absoluto.

Tabela 2 – Diferença média e desvio padrão absolutos entre os resultados dos modelos

| Histórico | Acumulado para 1, 2 e 3 anos | | | | | | | |
|---------------------|------------------------------|----------|---------|---------|---------------------|---------|---------|---------|
| Diferença geral | Diferença: | | 2,08% | | Volatilidade: | | 8,09% | |
| Por tipo de dívida | Longo Prazo | | | | Curto e Longo Prazo | | | |
| | Dif: | | 2,42% | | Volat: | | 8,50% | |
| | Dif: | | 1,74% | | Volat: | | 7,64% | |
| Por tipo de retorno | Ações no último ano | | CAPM | | Ações no último ano | | CAPM | |
| Diferença | 3,78% | | 1,05% | | 2,02% | | 1,46% | |
| Volatilidade | 11,04% | | 4,39% | | 8,31% | | 6,91% | |
| Por tipo de taxa | Selic | DI | Selic | DI | Selic | DI | Selic | DI |
| Diferença | 3,7792% | 3,7804% | 1,0526% | 1,0533% | 2,0224% | 2,0223% | 1,4568% | 1,4582% |
| Volatilidade | 11,0518% | 11,0535% | 4,3956% | 4,4002% | 8,3249% | 8,3246% | 6,9178% | 6,9144% |

Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

Verificando essa questão, a Tabela 3 mostra um *ranking* das empresas que obtiveram as maiores probabilidades de *default* considerando a dívida total (de curto e longo prazo). Como visto que a escolha da taxa de juros teve baixo impacto nos resultados, optou-se por utilizar para os *rankings* a taxa Selic do período (8,40%) e, quanto ao tipo de retorno esperado, adotou-se o CAPM. O *ranking* acabou por demonstrar que ambos os modelos obtiveram as mesmas empresas nas 10 primeiras posições, alternando-se entre uma e outra quanto ao posicionamento. De fato, também se constata maiores diferenças da probabilidade resultante entre um modelo e outro para uma mesma empresa desta amostra, provocando a alta volatilidade geral identificada anteriormente.

Tabela 3 – Ranking de empresas com maior probabilidade estimada de *default*

| Histórico de 1 ano (01/07/11 a 30/06/12) | | | | |
|---|----------------------------|--------|--|---------|
| Probabilidades de <i>default</i> – Modelo Naïve | | | Probabilidades de <i>default</i> – Modelo Merton | |
| 1 | Copel - CPLE6 | 43,42% | Copel - CPLE6 | 100,00% |
| 2 | Eletróbrás - ELET6 | 23,52% | Eletróbrás - ELET6 | 14,51% |
| 3 | JBS - JBSS3 | 20,62% | JBS - JBSS3 | 13,99% |
| 4 | Braskem - BRKM5 | 16,00% | Braskem - BRKM5 | 10,05% |
| 5 | B2W - BTOW3 | 14,83% | Marfrig - MRFG3 | 9,81% |
| 6 | Oi - OIBR4 | 14,53% | B2W - BTOW3 | 9,41% |
| 7 | Marfrig - MRFG3 | 14,35% | GOL - GOLL4 | 7,92% |
| 8 | Metalúrgica Gerdau - GOAU4 | 12,81% | Metalúrgica Gerdau - GOAU4 | 7,09% |
| 9 | GOL - GOLL4 | 11,68% | Oi - OIBR4 | 6,70% |
| 10 | Brookfield - BISA3 | 7,33% | Brookfield - BISA3 | 4,73% |

Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

Além das diferenças, verifica-se a alta probabilidade para as empresas classificadas para um histórico de 1 ano de retornos: as 9 primeiras do modelo “ingênuo” com probabilidades de *default* superiores a 10% e o mesmo para as 4 primeiras do Merton, além das posteriores não estarem distantes disso. As altas probabilidades propiciam a procurar por variáveis que possam expor o que leva a essas empresas terem resultados expressivos mesmo em um horizonte de previsão de apenas 1 ano.

A Tabela 4 busca apresentar informações que possibilitem indicar essa relação com as variáveis de entrada nos modelos, mostrando *rankings* das empresas relativos a endividamento, volatilidade do capital próprio e retorno esperado. Apresentam-se em destaque as 10 empresas que obtiveram as maiores probabilidades de *default*. Evidencia-se que a maioria das empresas que estavam entre as maiores probabilidades são as que possuem as maiores dívidas, principalmente por estarem representando valores próximos e superiores a 50% da estrutura de valor de mercado das empresas, ou seja, as dívidas são próximas ou maiores ao valor do capital próprio, indicando que este pode ser um fator altamente influente no desempenho dos modelos. Complementando, as empresas que não apareceram entre as maiores dívidas, mas que ainda compõem as 10 empresas com maiores probabilidades de *default*, aparecem na Tabela 4 entre as de maior volatilidade de capital próprio e de menor retorno esperado, mostrando que a dívida, apesar de influenciar os modelos, não define o nível de probabilidade de *default* das empresas por conta própria, observando-se uma associação com a volatilidade e com o retorno esperado.

Tabela 4 – Ranking de empresas por dívida, volatilidade e retorno

| Histórico de 1 ano (01/07/11 a 30/06/12) | | | | | |
|--|------------------------------|---------------------------------------|---------------------------|-------------------------------|--------------------------------|
| Maior Dívida | | Maior volatilidade de capital próprio | | Menor retorno esperado (CAPM) | |
| 1 | Copel - CPLE6 | 97% | OGX - OGXP3 | 63% | MMX - MMXM3 -32% |
| 2 | Eletróbrás - ELET6 | 85% | Marfrig - MRFG3 | 62% | Rossi - RSID3 -31% |
| 3 | Oi - OIBR4 | 66% | MMX - MMXM3 | 61% | OGX - OGXP3 -30% |
| 4 | JBS - JBSS3 | 61% | GOL - GOLL4 | 61% | PDG Realty - PDGR3 -30% |
| 5 | Metal. Gerdau - GOAU4 | 58% | PDG Realty - PDGR3 | 61% | Brookfield - BISA3 -29% |
| 6 | Braskem - BRKM5 | 57% | Gafisa - GFSA3 | 60% | LLX - LLXL3 -27% |
| 7 | B2W - BTOW3 | 53% | Rossi - RSID3 | 58% | Gafisa - GFSA3 -26% |
| 8 | Pão de Açúcar - PCAR4 | 52% | Vang. Agro - VAGR3 | 57% | MRV - MRVE3 -25% |
| 9 | Marfrig - MRFG3 | 47% | Brookfield - BISA3 | 56% | Cyrela Realty - CYRE3 -24% |
| 10 | Light - LIGT3 | 45% | MRV - MRVE3 | 55% | GOL - GOLL4 -24% |

Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

Confirmando que as 10 empresas com a maior probabilidade de *default* resultaram em diferenças maiores, a Tabela 5 exibe os valores das diferenças médias entre os resultados dos

modelos excluindo tais empresas. Nitidamente as empresas de maior probabilidade afetavam o resultado das diferenças médias, visto que houve uma queda no geral de 2,0782% para 0,1524%, e principalmente da volatilidade, que reduziu de 8,0879% para 0,6059%.

A partir desta análise mais superficial, observando os resultados percebe-se que na maioria dos casos as diferenças entre os resultados dos modelos são baixas, em que apenas uma minoria apresentou probabilidades com maior discrepância para cada modelo. Contudo, essa minoria são os casos com as maiores probabilidades de *default*, por isso necessitando ser melhor verificada essa diferença dos resultados.

Tabela 5 – Diferença média entre os resultados excluindo as 10 maiores probabilidades

| Histórico | | Acumulado para 1, 2 e 3 anos | | | | | | | | | |
|---------------------|---------------------|------------------------------|---------|----------------|---------|-----------------------|---------|----------------|---------|------|--|
| Diferença geral | Diferença: | 0,1524% | | | | Volatilidade: 0,6059% | | | | | |
| Por tipo de dívida | Longo Prazo | | | | | Curto e Longo Prazo | | | | | |
| | Dif: | 0,1697% | | Volat: 0,7367% | | Dif: 0,1351% | | Volat: 0,4375% | | | |
| Por tipo de retorno | Ações no último ano | CAPM | | | | Ações no último ano | | | | CAPM | |
| | Diferença | 0,3251% | | 0,0142% | | 0,2335% | | 0,0366% | | | |
| | Volatilidade | 1,0162% | | 0,0791% | | 0,5824% | | 0,1575% | | | |
| Por tipo de taxa | Selic | DI | Selic | DI | Selic | DI | Selic | DI | | | |
| | Diferença | 0,3251% | 0,3252% | 0,0142% | 0,0142% | 0,2333% | 0,2338% | 0,0366% | 0,0366% | | |
| | Volatilidade | 1,0179% | 1,0182% | 0,0792% | 0,0792% | 0,5827% | 0,5841% | 0,1577% | 0,1578% | | |

Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

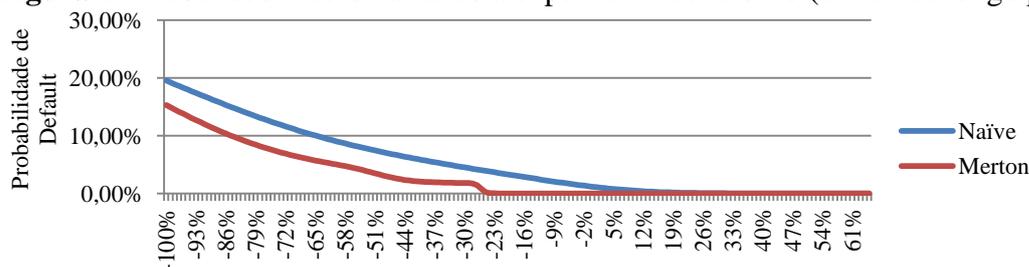
4.2. Análise de sensibilidade dos modelos

A dívida se mostrou um fator que aparentemente afeta mais as probabilidades entre os modelos, visto que as empresas com maior probabilidade – e de maior diferença entre resultados dos modelos – apresentam uma dívida superior ao valor de seu capital próprio, porém também se associando ao nível da volatilidade desse capital e aos retornos esperados. A realização de uma análise de sensibilidade busca verificar a influência dessas variáveis no desempenho dos modelos, identificando os intervalos onde seus resultados mais podem divergir ou permanecerem próximos. A análise realizada tomou como base as variáveis principais que compõem cada modelo: o retorno esperado, a volatilidade do capital próprio e o endividamento das empresas.

4.2.1. Variando o retorno esperado

Observando os resultados para a variação dos retornos esperados nas empresas analisadas e se assumindo apenas as dívidas de longo prazo, evidencia-se em média uma diferença entre as probabilidades de *default* de cada modelo, tendo o “ingênuo” (*naïve*) gerado maiores probabilidades do que o Merton DD ao longo das variações feitas, conforme apresentado na Figura 1. Fora isto, repara-se que, com retornos positivos, ambos os modelos apresentam uma probabilidade de *default* quase nula, crescente apenas quando as estimativas de retorno passam a ser pequenas ou negativas.

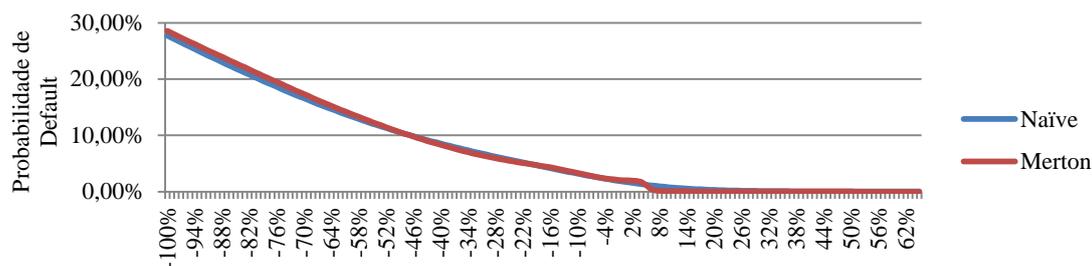
Figura 1 – Resultado médio variando a expectativa de retorno (dívida de longo prazo)



Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

Contudo, quando passamos a adotar a dívida total (de curto e longo prazo) no cálculo, as probabilidades resultantes mediante uma variação dos retornos para cada modelo foram muito próximas, mostrando que nestes parâmetros os modelos tiveram um desempenho bem semelhante em média, também identificando que a dívida de fato exerce influência sobre os resultados, como se observa na Figura 2. Também se constatou que o modelo Merton DD passou a obter maiores probabilidades do que o “ingênuo” nesta nova visão. Selecionando algumas amostras dentre o total de empresas analisadas, os resultados seguiram a mesma percepção.

Figura 2 – Resultado médio variando a expectativa de retorno (dívida total)

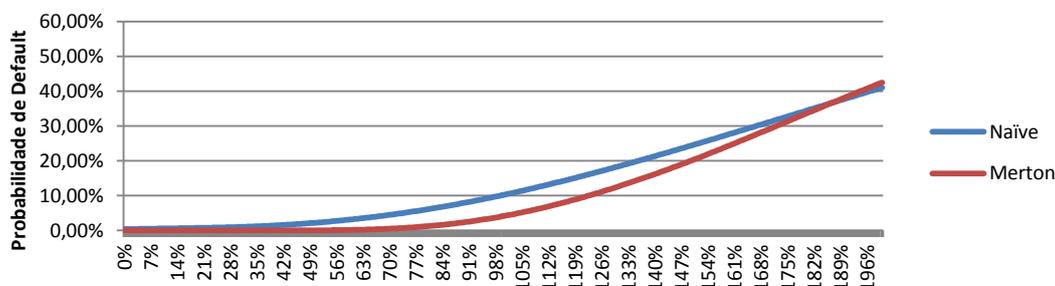


Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

4.2.2. Variando a volatilidade do capital próprio

Para a volatilidade, os resultados apresentaram um padrão parecido: para a dívida apenas de longo prazo, os modelos apresentaram resultados com diferenças, estando mais próximos apenas com volatilidades mais baixas ou muito elevadas, como se nota na Figura 3.

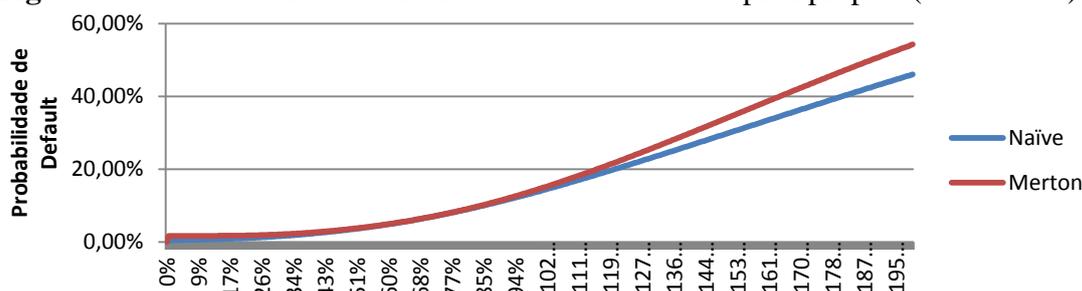
Figura 3 – Resultado médio variando a volatilidade do capital próprio (dívida de longo prazo)



Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

Já considerando a dívida total, a Figura 4 mostra que as probabilidades dos modelos foram bem próximas em média, assim como visto na análise da expectativa de retornos, divergindo somente com volatilidades altas, que dificilmente devem ser observadas em prática devido nenhuma das empresas analisadas ter chegado a ultrapassar os 70% neste componente.

Figura 4 – Resultado médio variando a volatilidade do capital próprio (dívida total)



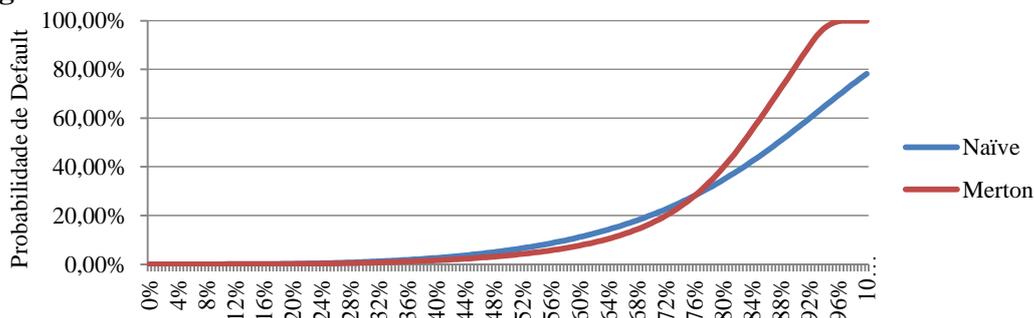
Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

Mais uma vez, o nível de endividamento das empresas afetou a proximidade entre os modelos, mas podemos considerar que o modelo “ingênuo” conseguiu adequar seu desempenho ao do Merton DD quanto a volatilidade do capital próprio se adotada a dívida total das empresas, resultando geralmente em menores probabilidades de *default* conforme menor a volatilidade. Observa-se também que com menor dívida, o modelo “ingênuo” apresentava maior probabilidade até por volta de 180% de volatilidade em média, porém, com a dívida total, o modelo Merton DD passou a ter resultados superiores bem antes disso, em cerca de 100% de volatilidade.

4.2.3. Variando o valor da dívida

Os valores das probabilidades de *default* entre os modelos para variações na quantidade de dívida das empresas pareceu ser o ponto de maior destaque dentre as sensibilidades. O modelo “ingênuo” começa proporcionando maiores probabilidades em se tratando de dívidas menores, não obstante, conforme a dívida fica mais representativa, o modelo Merton DD passa a resultar maiores probabilidades a certo nível de endividamento e partir deste ponto os modelos resultam em probabilidades mais distantes entre si, como exibido na Figura 5. Percebe-se que em um intervalo de até cerca de 75% de dívida, os modelos apresentam resultados próximos em média, mas que posteriormente o “ingênuo” não acompanha o crescimento nos resultados do Merton DD na mesma proporção, identificado no momento que os resultados dos modelos se cruzam.

Figura 5 – Resultado médio variando a estrutura da dívida



Fonte: Elaborado pelos autores (2012)

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise e cálculos realizados para as empresas escolhidas permitiram concluir que, de forma geral, que o modelo “ingênuo” (*naïve alternative*) conseguiu ter um desempenho próximo ao Merton DD quanto à estimativa de probabilidades, assim como foi constatado no estudo de Bharath e Shumway (2008), indicando que um modelo reduzido tem condições de aproximar seu resultado ao de um modelo estrutural. Contudo percebeu-se uma variação entre

os resultados mais significativa de acordo com o nível de endividamento das empresas, visto que, no cenário brasileiro observado, os modelos obtiveram resultados mais semelhantes quando se adota a dívida total – de curto e longo prazo – como valor de face das obrigações da empresa ao nível do horizonte de previsão de 1 ano.

Notou-se que a maioria das empresas que se encontraram com maior probabilidade de *default* eram aquelas que apresentavam com maiores dívidas ou contendo altas volatilidades juntamente de baixos retornos esperados de seus ativos. A dívida aparentou ser a questão de maior sensibilidade, já que, quando considerada apenas a de longo prazo, as probabilidades eram menores e as diferenças entre os modelos maiores, enquanto para a dívida total as probabilidades maiores e os modelos com desempenhos mais semelhantes a medida que se variavam os retornos esperados a volatilidade do capital próprio.

A questão da dispersão entre os resultados dos modelos mediante variação da dívida é notável quando se observou o cálculo para empresas mais alavancadas ao capital de terceiros, em que, a partir de certo nível, o modelo “ingênuo” passou a não acompanhar o mesmo crescimento de probabilidade de *default* alcançado pelo Merton DD. Este ponto fica de interesse para estudos futuros, de forma a esclarecer as razões do efeito do nível de dívida nos modelos, a aplicação dentre suas equações e como aperfeiçoar o desempenho do modelo reduzido.

Também vale destacar que o modelo “ingênuo” apresentou maiores probabilidades de *default* do que o Merton DD na maioria dos casos observados, seja com maior ou menor diferença, mas também conseguiu obter *rankings* semelhantes das empresas com maiores probabilidades.

Desta forma, podemos observar que a constatação de Jarrow e Protter (2004) aparenta ser condizente com os resultados obtidos no que tange ao tipo de abordagem dos modelos: o que os diferencia se trata em importância maior quanto ao tipo de informação utilizada e não do método conseguir prever o exato momento de *default* da empresa. Como demonstrado na análise, utilizando-se apenas dados observados no mercado, o modelo reduzido conseguiu obter resultados próximos ao modelo estrutural de maneira a evitar estimativas e cálculos mais complexos sem comprometer boa parte do desempenho resultante, como era pretendido por Bharath e Shumway (2008).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARORA, N.; BOHN, J.R.; 4SHU, F. Reduced Form vs. Structural Models of Credit Risk: A Case Study of Three Models. **Journal of Investment Management**, v. 3, n. 4, 2005.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Histórico de Política Monetária**: Nota para a Imprensa, 24.4.2002. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/htms/infecon/notas.asp?idioma=p>>. Acesso em: 19.mai.2012.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Comunicado n. 012746**, de 09 de dezembro de 2004. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/normativo/detalharNormativo.do?N=104206982&method=detalharNormativo>>. Acesso em: 13.mai.2012.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Sistema de Informações de Crédito do Banco Central**, set. 2005. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/fis/crc/ftp/SCR.pdf>>. Acesso em: 13.mai.2012.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Resolução N. 003721**, de 30 de abril de 2009. Disponível em: <<https://www3.bcb.gov.br/normativo/detalharNormativo.do?N=109034287&method=detalharNormativo>>. Acesso em: 19.mai.2012.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Prestação de Contas – LRF**. Banco Central: Objetivos das Políticas Monetária, Creditícia e Cambial e Impacto Fiscal de suas Operações, nov. 2010. Disponível em: <http://www.bcb.gov.br/pec/appron/apres/LRF_11-11-10.pdf>. Acesso em: 13.mai.2012.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Histórico de Política Monetária**: Nota para a Imprensa, 25.4.2012a. Disponível em: <<http://www.bcb.gov.br/htms/infecon/notas.asp?idioma=p>>. Acesso em: 19.mai.2012.

BANCO CENTRAL DO BRASIL (BACEN). **Normas do Sistema Financeiro – Cosif**, abr. 2012b. Disponível em: <<http://www4.bcb.gov.br/NXT/gateway.dll?f=templates&fn=default.htm&vid=nmsDenorCosif:ldvDenorCosif>>. Acesso em: 13.mai.2012.

BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. **International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards**, Basel Committee on Banking Supervision: A Revised Framework. Basel: BIS, jun. 2004. Disponível em: <www.bis.org>. Acesso em: 15.mai.2012.

BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. **An empirical evaluation of structural credit risk models**. BIS Working Papers. Basel: BIS, jul. 2005. Disponível em: <www.bis.org>. Acesso em: 12.nov.2012

BHARATH, S. T.; SHUMWAY, T. Forecasting Default with the Merton Distance to Default Model. **The Review of Financial Studies**, v.21, n.3, p.1339-1369, 2008.

BRASIL. **Lei nº 4.595, de 31 de dezembro de 1964**. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/LEIS/L4595.htm>. Acesso em: 13.mai.2012.

CHAVA, S.; JARROW, R. A. Bankruptcy Prediction with Industry Effects. **Review of Finance**, 8:537-569, 2004.

CROUHY, M.; GALAI, D.; MARK, R. A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models. **Journal of Banking & Finance**, p.59-117, 2000.

CURCIO, D.; GIANFRANCESCO, I. A Risk-Adjusted Pricing Model for Bank Loans: Challenging Issues from Basel II. **Journal of Risk Management in Financial Institutions**, v. 4, n.2, p.117-145, 2011.

FINANCIAL STABILITY INSTITUTE. **Regulatory use of system-wide estimations of PD, LGD and EAD**, FSI Award Winning Paper: FSI, set. 2010. Disponível em: <www.bis.org>. Acesso em: 15.mai.2012

FRENKEL, M.; HOMMEL, U.; RUDOLF, M. **Risk Management – Challenge and Opportunity**. Springer Verlag, 2000.

HAKENES, H.; SCHNABEL, I. **Bank Size and Risk-Taking under Basel II**. MPI Collective Goods Preprint, n. 2005/6, 2005.

HAND, D. J.; HENLEY, W. E. Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 160, n.3. p.523-541, 1997.

JARROW, R.; PROTTER, P. Structural versus Reduced Form Models: A New Information Based Perspective. **Journal of Investment Management**, v. 2, n. 2, p 1-10, 2004.

MOODY'S ANALYTICS ENTERPRISE RISK SOLUTIONS (MOODY'S). **History of KMV**. Disponível em: <<http://www.moodyanalytics.com/About-Us/History/KMV-History.aspx>>. Acesso em: 27.mai.2012.

LOPEZ, J. A.; SAIDENBERG, M. R. Evaluating Credit Risk Models. **Journal of Banking & Finance**. v.24, p.151-165, 2000.

MERTON, R.C. On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates. **The Journal of Finance**, v.29, n.2, p.449-470, mai. 1974.

MERTON, R.C. Option pricing when underlying stock returns are discontinuous. **Journal of Financial Economics**, v3, p.125-144, 1976.

RUTHENBERG, D.; LANDSKRONER, Y. Loan Pricing Under Basel II in an Imperfectly Competitive Banking Market. **NYU Working Paper**, n. FIN-07-052, jan. 2008.

SO, M. M. C; THOMAS, L. C. Modeling and Model Validation of the Impact of the Economy on the Credit Risk of Credit Card Portfolios. **The Journal of Risk Model Validation**, v.4, n.4, p.93-126, 2010.

THE NEW YORK TIMES. Desenvolvido pela The New York Times Company (NYSE: NYT). Apresenta informações e notícias multimídia. Disponível em: <<http://www.nytimes.com>>. Acesso em: 12.nov.2012.

VASICEK, O. A. **EDF™ Credit Measure and Corporate Bond Pricing**. KMV Corporation. San Francisco: nov., 2001. Disponível em: <<http://www.moodyanalytics.com/~media/Insight/Quantitative-Research/Credit-Valuation/01-21-11-Bond-Pricing-and-EDF>>. Acesso em: 8.abr.2012.