

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO

Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica (PIBIC)

**USO DO VALOR DE MERCADO DE AÇÕES NO MONITORAMENTO DE RISCO
DE CRÉDITO NO MERCADO BRASILEIRO**

Rafael Godoi Gimenez

Orientador: João Luiz Chela

São Paulo – SP

2017

USO DO VALOR DE MERCADO DE AÇÕES NO MONITORAMENTO DE RISCO DE CRÉDITO NO MERCADO BRASILEIRO

Resumo

No mercado financeiro mundial, as empresas e investidores estão cercados por diversos riscos, dentre eles o risco de crédito. O risco de crédito, ou risco de inadimplência, é a probabilidade de uma empresa não honrar as suas obrigações com seus investidores (acionistas e credores). É possível mensurar esse risco de diversos modelos criados ao longo do tempo, dentre eles temos o modelo criado por Merton em 1974□.

Esse trabalho tem como objetivo utilizar esse modelo de mensuração do risco de crédito de KMV-Merton para o cálculo de probabilidade de *default* de grandes empresas do mercado financeiro brasileiro, a fim de analisar a capacidade desse modelo de prever pioras do *rating* dessas empresas, com base nesse modelo de mensuração. Ao realizar esses cálculos, foi possível validar esse método de cálculo e analisar sua taxa de acerto em comparação às agências externas de classificação de risco. A taxa de acerto desse método foi de aproximadamente 70% para prever até 3 meses antes da alteração da classificação.

Palavras-chaves

Risco de crédito, KMV-Merton, Probabilidade de *Default*, Taxa de inadimplência, *rating*.

1. Introdução

Nos últimos anos a indústria financeira no Brasil e no mundo vem se modernizando no sentido da utilização de técnicas matemáticas mais robustas e sofisticadas no momento da tomada de decisões estratégicas. Uma decisão estratégica bastante comum nas instituições financeiras é o cálculo da exposição ao risco de crédito da sua carteira.

Investidores assumem esse tipo de risco para receberem retornos em um determinado investimento. O risco de crédito é a probabilidade de perda de capital investido sem receber nenhum retorno, visto que a empresa investida contraiu muitas dívidas, ou seja, se tornou inadimplente, impossibilitando-a do pagamento de retornos e dos capitais investidos. Por conta disso, é extremamente necessário que os investidores se preparem para evitar esses cenários, e para isso, é necessário utilizar de modelos matemáticos para mensurar esse tipo de risco.

Com isso em mente, esse trabalho estima o risco de crédito de grandes empresas do mercado brasileiros, calculando assim, a probabilidade dessas companhias darem *default*, ou seja, tornarem-se inadimplentes, e, conseqüentemente, todos os débitos e obrigações também darem *default*.

Para realizar isso, foi feita uma coletânea dos principais conceitos sobre risco de crédito, teoria das opções e dos diferentes métodos e modelos para estimar a Probabilidade de *Default* (PD), a fim de selecionar um método que seja possível mensurar essa probabilidade de inadimplência com excelência.

Nesse estudo, foi utilizado o modelo de KMV-Merton, no qual utiliza a Teoria das Opções para a precificação de títulos. Este modelo combina o preço de mercado do patrimônio líquido e da dívida das organizações, a fim de estimar a probabilidade de *default*. No item **Teoria**, foi descrito todo o referencial teórico escolhido, o qual será utilizado para fazer as estimativas da probabilidade de *default*.

O objetivo desse trabalho é utilizar esse modelo de mensuração do risco de crédito para o cálculo de probabilidade de *default* de grandes empresas do mercado financeiro brasileiro, a fim de analisar a capacidade deste em antecipar os *downgrades e upgrades* dos *ratings* de crédito dessas empresas, ou seja, prever se a empresa terá se índice de risco diminuído ou aumentado. Foram selecionadas algumas agências externas de classificação de risco para obter os *ratings* de crédito das empresas estudadas nesse projeto. As agências externas e empresas selecionadas para esse estudo estão expostas na terceira seção dessa pesquisa, a **Metodologia**. Além disso, foram coletados dados referentes a variação dos preços

das ações ordinárias e seu volume, da variação do seu capital de mercado e da variação da sua dívida de curto e longo prazo. Essas variações foram feitas diariamente desde 2010 até o último dia útil de maio de 2017.

Ao realizar esse tipo de cálculo, podemos validar se o modelo de KMV-Merton consegue prever os *downgrades e upgrades* dos *ratings*. Além disso, é necessário avaliar sua taxa de acerto em comparação às agências externas de classificação de risco. Essa parte está evidenciada na quarta seção, os **Resultados**.

2. Teoria

Investidores na hora de selecionar onde aplicar seus recursos, devem sempre analisar diversos fatores para escolher a melhor opção, dentre os fatores a serem analisados, se destacam a rentabilidade, o risco e o retorno. Esses dois últimos fatores sempre caminham lado a lado, ou seja, quanto maior o risco do investimento, maior o retorno esperado pelo o investidor, como também, quanto menor o risco, menos é o retorno. Já a rentabilidade é específica para cada investimento. Muitas vezes a maior rentabilidade acaba não sendo compensada pelo o grande aumento do risco. Assim, os investidores devem sempre fazer uma boa análise dos retornos e principalmente dos riscos de cada ativo.

A palavra risco é comumente associada à palavra incerteza, na qual as duas podem significar as ameaças e perigos que podem ocorrerem em algum determinado cenário. No âmbito da administração, essa diferença foi estabelecida por Knight¹, no qual considera o risco decorrente dos eventos para os quais se pode atribuir probabilidade de ocorrência, enquanto que a incerteza é decorrente dos eventos aos quais não podem ser atribuídas probabilidades. Deste modo, no ambiente financeiro, o risco pode ser definido como a chance do retorno de um investimento ser diferente do inicialmente esperado, ou seja, um investimento é arriscado quando ele tem maior chance de perda, enquanto que um investimento mais seguro é quando a menor chance de perda. O risco, de acordo com Crouhy, Galai e Mark², pode ser classificado em seis tipos diferentes: o risco de mercado, liquidez, operacional, legal, fator humano e de crédito.

O risco de mercado é o mais perceptível e o mais conhecido risco dentre todos os existentes. Esse risco é definido como as oscilações de preço decorrentes de eventos que atingem sistematicamente todo o mercado. Por conta disso, o risco de mercado também é conhecido como risco sistêmicos. Essas oscilações são “mudanças nos preços e nas taxas no mercado financeiro, nas quais são capazes de reduzir o valor das posições de um título ou de uma carteira.”². Os eventos que provocam essas oscilações de preço podem afetar os mais diversos tipos de ativos, mesmo que esses ativos não tenham uma forte correlação. Nesses casos, mesmo que o investidor diversifique sua carteira de investimento, não será possível uma proteção eficiente contra esse risco, visto que a diversificação protege somente contra o risco não sistêmico, específico do ativo, não do risco de mercado.

O risco de liquidez ocorre quando há o investidor tem a necessidade de comercializar um determinado ativo financeiro, mas tem dificuldade de encontrar compradores potenciais naquele momento. Como o investidor precisa fazer essa venda de

ativo, mas não encontra compradores que paguem aquele valor procurado naquele momento, ele, a fim de vender o ativo naquele momento, é obrigado a vendê-lo por um preço mais baixo. Assim, esse risco é configurado por essa perda.

O risco operacional se refere às falhas ou deficiência de faturas, dentro das atividades operacionais por parte das empresas, que possam obstaculizar o sucesso dos objetivos estratégicos, ou seja, objetivos operacionais e que podem gerar algumas perdas importantes. Em síntese, as perdas por alguma deficiência, falhas ou decisões equivocadas no referente ao recurso humano, processos, tecnologia, o tipo infraestrutura ou acontecimentos externos. Esta definição inclui o risco legal associado à inadequação ou deficiência em contratos, bem como a sanções em razão do descumprimento de dispositivos legais e a indenização por danos a terceiros decorrentes das atividades do Banco.

O risco legal pode ser definido como a possibilidade de perdas decorrentes de multas, penalidades ou indenizações resultantes de ações de órgãos de supervisão e controle, bem como perdas decorrentes de decisão desfavorável em processos judiciais ou administrativos. O risco legal "surge por toda uma série de razões. Por exemplo, uma contraparte pode não ter a autoridade legal ou regulatória para se engajar em uma transação. Riscos Jurídicos geralmente só se tornam aparentes quando uma contraparte, ou investidor, perde dinheiro em uma transação e decide acionar o banco para evitar o descumprimento de suas obrigações".²

Já o risco de fatores humanos é assim definido como “uma forma especial de risco operacional. Relaciona-se às perdas que podem resultar em erros humanos como apertar o botão errado em um computador, inadvertidamente destruir um arquivo ou inserir um valor errado para um parâmetro de entrada de um modelo”.²

Por fim, o risco de crédito é definido como o "risco de que uma mudança na quantidade do crédito de uma contraparte possa afetar o valor da posição de um banco. Neste tipo de risco, a contraparte não quer ou não pode cumprir com suas obrigações contratuais e, eventualmente, sofre rebaixamento por parte de uma agência classificadora de risco.”² Ou seja, é o risco atribuído de não haver pagamento de uma obrigação por parte da instituição contratada.

Para mensurar o risco de crédito há diversos modelos matemáticos e diversas agências que fazem esses cálculos e atribuem notas de risco sobre a capacidade da instituição pagar as suas dívidas. As agências responsáveis por atribuir notas a empresas e países são denominadas de agências de *rating* e as notas podem ser atribuídas para empresas, instituições e países. Com isso, grande parte dos investidores utilizam os dados dessas agências para

auxilia-los na tomada de decisão sobre qual empresa investir. Para realizar uma classificação, as agências de *rating* recorrem tanto a técnicas quantitativas, como análise de balanço, fluxo de caixa e projeções estatísticas, quanto a análises de elementos qualitativos, como ambiente externo, questões jurídicas e percepções sobre o emissor e seus processos. Cada agência de classificação de risco possui uma taxonomia própria. Quanto maior for a probabilidade de moratória do agente, pior será a sua nota ou a sua classificação. Há várias agências de *rating*, mas são três que se destacam no cenário mundial: *Standard&Poor's*, *Moody's Investor Services* e a *Fitch Ratings*.

Cada uma dessas três agências utiliza de uma métrica de classificação diferente. Na escala da agência *Standard&Poor's* e da *Fitch*, são notas de AAA até D, e para a *Moody* de Aaa à C. Os classificados acima de “BBB-” ou “Baa3” são chamados de “grau de investimento”, enquanto os classificados abaixo são chamados de “grau de especulação”.³

S&P	Fitch	Moody's	Escala Numérica
<i>Grau de Investimento</i>			
AAA	AAA	Aaa	1
AA+	AA+	Aa1	2
AA	AA	Aa2	3
AA-	AA-	Aa3	4
A+	A+	A1	5
A	A	A2	6
A-	A-	A3	7
BBB+	BBB+	Baa1	8
BBB	BBB	Baa2	9
BBB-	BBB-	Baa3	10
<i>Grau de Especulação</i>			
BB+	BB+	Ba1	11
BB	BB	Ba2	12
BB-	BB-	Ba3	13
B+	B+	B1	14
B	B	B2	15
B-	B-	B3	16
CCC+	CCC+	Caa1	17
CCC	CCC	Caa2	18
CCC-	CCC-	Caa3	19
CC	CC	--	20
C	C	--	21
SD ¹	DDD ³	Ca ⁴	22
D ²	DD	C	23
--	D	--	24

Tabela 1 – Comparação entre *ratings* de três agências de classificação de risco de crédito:

*Standard&Poor's, Fitch e Moody.*³

A tabela acima expõe os possíveis tipos de crédito que uma empresa ou governo pode ser classificada através dessas agências de *rating*. Cada uma dessas classificações tem, implicitamente, um embasamento teórico baseado na probabilidade de inadimplência dessa empresa ou governo. Podemos explicar cada uma dessas classificações através da tabela abaixo:

Escala de longo prazo			Risco	Grau de Investimento
Fitch	Moody's	S&P		
AAA	Aaa	AAA	Melhor avaliação / Menor risco	
AA+	Aa1	AA+	Avaliação alta / risco baixo	
AA	Aa2	AA		
AA-	Aa3	AA-		
A+	A1	A+	Avaliação ótima / risco médio-baixo	
A	A2	A		
A-	A3	A-		
BBB+	Baa1	BBB+	Avaliação média / risco médio	
BBB	Baa2	BBB		
BBB-	Baa3	BBB-		
BB+	Ba1	BB+	Avaliação baixa / risco médio-alto	Investment Grade
BB	Ba2	BB	Avaliação bem baixa / cap. especulativo	
BB-	Ba3	BB-		
B+	B1	B+	Aval. Muito baixa / altamente especulativo	
B	B2	B		
B-	B3	B-		
CCC	Caa1	CCC+	Aval. extremamente baixa / altamente especulativo	
	Caa2	CCC		
	Caa3	CCC-		
CCC	Ca	CC	Mais baixa Aval./ altamente especulativo	
		C		
DDD	C	D	Falência	

Tabela 2 – Escala de variação das principais agências de *rating*(Guia rápido: Agências de *rating*) □

Nesse estudo utilizarei o método quantitativo de KMV-Merton, um dos muitos modelos utilizados nos dias de hoje para estimar a probabilidade de inadimplência de uma instituição. Para entender melhor o completo método de KMV-Merton, vamos primeiro analisar o que foi o trabalho realizado por Merton (1974) □ no âmbito da análise de crédito, no qual fora o pioneiro, ao passo que conseguiu aplicar a Teoria das Opções na sua mensuração. O modelo de previsão de *default* de Merton (1974) □ tem como objetivo achar a probabilidade de *default* (PD) para uma empresa em determinado momento do tempo. Esse modelo assume que a estrutura de capital da firma seja constituída por dois tipos de títulos: os títulos de propriedade e os títulos de dívida. Os títulos de propriedade são formados por ações que não pagam dividendos, enquanto que os títulos de dívida são um zero cupom que vence

em T e que tem valor de face D_t . Portanto uma empresa entrará em *default* quando o valor dos seus ativos se tornar menor que o valor que é devido ao credor no instante analisado T .

Para utilizar esse modelo é necessário descobrir o valor V_t dos ativos da empresa e sua volatilidade σ . Essas variáveis não são facilmente observadas diariamente, e por conta disso, para contornar essa dificuldade, Merton assumiu que o preço do patrimônio líquida da firma E_t como sendo o prêmio de uma opção de compra sobre os ativos da empresa V_t . O valor do patrimônio líquido de uma empresa é facilmente observado a partir dos preços diários das ações negociadas no mercado. E a volatilidade desse patrimônio σ_E também é calculada facilmente tendo os retornos dos preços dessas ações negociadas em bolsa.

Logo, para ocorrer o *default*, é necessário que os valores dos ativos da firma estudada estejam abaixo de um valor expresso por D_t . Nesse raciocínio, a chance de ocorrer o *default* é justamente a probabilidade da opção de compra não dar exercício, ou seja, $V_t < D_t$.

À vista disso, quando atribuímos o valor limite D_T , do valor dos ativos da firma e se sua volatilidade, a probabilidade de *default* pode ser estimada para diversos horizontes de tempo, ou seja, podemos calcular a probabilidade de a empresa entrar em *default* em uma semana, um mês, um trimestre, um ano, e assim por diante.

Por este motivo, podemos entender melhor o que é o método de KMV-Merton. A KMV Corporation foi a organização que desenvolveu comercialmente a abordagem de Merton (1974) □. O KMV é um método inovador para o cálculo da PD de uma empresa, sendo que o *default* tende a ocorrer quando o valor de mercado dos ativos da firma fica abaixo do valor contábil de todo o passivo (sendo que o pedido de falência pelos credores costuma ocorrer antes do valor do ativo atingir um valor abaixo do valor contábil do passivo de curto prazo).

Pelo fato de seguir o modelo de Merton, o KMV parte do princípio de que o patrimônio líquido da organização é dado pelo preço da opção de compra sobre o valor dos ativos da empresa e o preço de exercício é o valor de face da dívida da empresa.

Para o KMV um título de zero cupom é equivalente ao nível D , de modo que D seja a soma:

- dos valores de face de todos os passivos de curto prazo (circulante)
- de uma porcentagem do valor de face dos passivos de longo prazo (não circulante).
 - É sempre utilizado para cálculos, a porcentagem de 50% dos passivos não circulante, visto que a probabilidade estimada considera um *default* de um ano (curto prazo), tempo em que a empresa não deve liquidar todas as suas dívidas

ao longo prazo, assim é atribuído um peso de 50%, a fim de aproximar essa dívida de longo prazo para um valor justo de um ano. □

O modelo de previsão de *default* KMV tem como objetivo buscar uma probabilidade de *default* para cada empresa para um determinado horizonte de tempo. Em seu livro, PASHOARELLI, “ressalta que diferentemente do modelo de Merton, que calcula a probabilidade de *default* da firma no vencimento da dívida, o modelo KMV faz os cálculos, para cada período de tempo, a probabilidade de *default* da empresa. Desta forma, é possível observar a probabilidade de uma empresa entrar em *default* em um ano, dois, três e assim por diante.” □. Por conta disso, é plausível supormos que, para obtermos D_t , utilizemos 100% do valor face do passivo de curto prazo mais uma porcentagem (50%) do valor face do passivo de longo prazo.

Para obter a probabilidade vista acima, o modelo KMV subtrai o valor face da dívida de uma estimativa do valor dos ativos da firma. Este resultado é, então, dividido por uma estimativa da volatilidade dos ativos da firma, a fim de obter um escore z , no qual é obtido pela função de distribuição acumulada.

Esse escore z depende do valor da firma V_t , da volatilidade do valor da firma σ e do valor de face da dívida D_t . Esse escore z é obtido da seguinte maneira:

$$z = \frac{V_t - D_t}{\sigma * V_t}$$

Equação 1: Escore Z

Para determinar a PD de uma organização, é necessário calcular três pontos:

- Estimar a volatilidade dos ativos e seu valor
- Calcular a distância de *default* (DD)
- Calcular a Probabilidade de *Default* (PD)

1) Estimar a volatilidade dos ativos e seu valor

A volatilidade pode ser calculada de diversas maneiras. A forma mais utilizada é pela variância ou desvio padrão da rentabilidade histórica de um determinado ativo. Neste estudo utilizaremos a volatilidade do tipo EwMa.

Para estimar o valor dos ativos de uma empresa podemos facilmente calcular ao multiplicarmos o número de ações da empresa pelo seu preço.

2) Calcular a distância de *default* (DD)

Após analisar diversas empresas que haviam entrado em *default* e levando em considerações outros aspectos já apontados nesse relatório, a KMV criou o conceito de ponto de *default*, no qual pode ser calculado pela soma do passivo circulante que representa a dívida de curto prazo da empresa mais uma porcentagem do passivo não circulante, que representa as dívidas de longo prazo.

$$\text{Ponto de default} = \text{Passivo Circulante} + \frac{\text{Passivo não Circulante}}{2}$$

Equação 2: Ponto de *Default* (D)

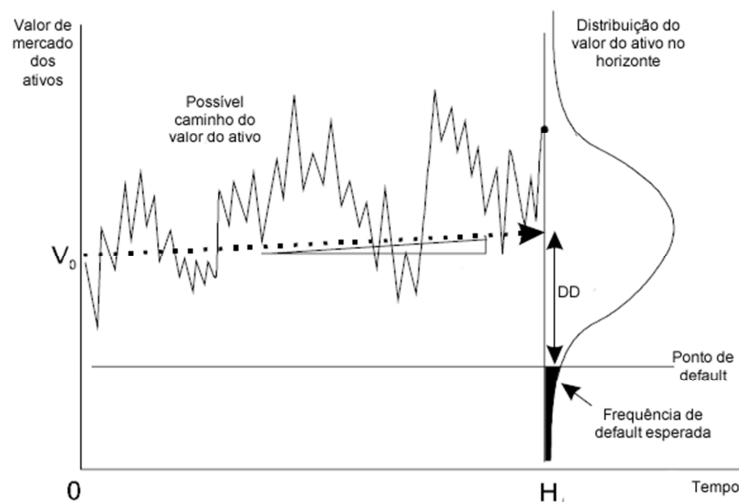


Gráfico 1: Probabilidade *Default* através do cálculo da Distância ao *Default*.

(Fonte: BOHN, J. e CROSBIE, P.) □

A Distância de *Default* (DD) representada na figura acima, pode ser interpretada como a distância do valor esperado do ativo para o próximo ano $E(V_T)$ e o ponto de *default*. Para acharmos essa distância temos que calcular os desvios padrões dos retornos dos ativos, sendo assim, calculada por:

$$DD = \frac{E(V_T) - \text{ponto de default}}{\sigma}$$

Equação 3: Distância de *Default* (DD)

3) Calcular a Probabilidade de *Default* (PD)

O modelo de Merton é composto por várias hipóteses, a maioria delas baseada no modelo de *Black-Scholes* para precificação de opções. Para entendermos como calcular a PD, devemos entender todo esse processo.

Os proprietários (acionistas) da empresa são os que possuem os direitos residuais sobre a empresa após os credores serem pagos, ou seja, considerando uma empresa com dívida, cabe ao proprietário o que restar do valor da firma (V) após a empresa saldar suas dívidas com os credores (D).

Portanto, percebe-se que se, na data de vencimento T da dívida, o valor dos ativos for maior que o da dívida, os credores serão integralmente pagos e sobrá para os proprietários o montante de $V_t - D_t$. E, se no vencimento T da dívida, o valor dos ativos for menor que o da dívida, os credores receberão V_t , o que corresponde ao ato de o proprietário entregar a firma aos credores. Sendo assim, podemos representar matematicamente o valor esperado que cabe ao proprietário:

$$E(V, 0) = \max[0; V - D]$$

Equação 4: Valor Esperado do Proprietário

Percebe-se que o resultado acima é semelhante ao resultado de uma posição comprada numa opção de compra sobre os ativos da empresa com *strike* dado por D_t e vencimento no instante T . Portanto, considerando como E_t o valor do patrimônio líquido da firma, podemos aplicar a fórmula de Black-Scholes (1973), obtendo:

$$E = V \cdot N(d) - D \cdot \exp(-r \cdot T) \cdot N(d - \sigma\sqrt{T})$$

Equação 5: Estimativa do valor do ativo

Onde,

- $d = \frac{\ln(\frac{V}{D}) + (r + \frac{1}{2}\sigma^2)T}{\sigma\sqrt{T}}$, Equação 6: Cálculo d para estimativas e otimização
- $d_2 = d - \sigma\sqrt{T}$, Equação 7: Cálculo d_2 para estimativas e otimização
- $N(\cdot)$ é a distribuição normal cumulativa
- r é a taxa livre de risco
- T é o período de tempo até a maturidade

Com isso, conseguimos obter a PD:

$$PD = E(V \leq D)$$

Conforme Seidler (2009) □, o resultado da equação acima é dado por:

$$PD = N(-d_2)$$

Equação 8: Cálculo da Probabilidade de *Default* (PD)

3. Métodos

Nesse estudo foi utilizado o modelo de KMV-Merton para o cálculo da probabilidade de *default* de onze empresas de capital aberto inseridas no mercado brasileiro, entre os períodos de 2010 e 2017, a fim de confrontar esses resultados com as classificações das agências de *rating*. Para que assim seja possível verificar a taxa de sucesso deste modelo.

As onze empresas estudadas selecionadas para esse estudo são empresas que tiveram alguma variação da sua classificação de risco de crédito por alguma das agências de *rating*. Por conta disso, foram selecionadas as empresas de diversos setores: Braskem, BRF, CSN, Gol Linhas Aéreas, JBS, Marfrig, Natura, Oi, Petrobras, Usiminas e Vale.

A volatilidade pode ser calculada de diversas maneiras. A forma mais utilizada é pela variância ou desvio padrão da rentabilidade histórica de um determinado ativo. Nesse tipo de cálculo, é dado o mesmo peso para todos os dias analisados, sendo que uma grande variação do preço no último dia estudado, promova uma pequena variação na volatilidade, gerando assim, uma perda da sensibilidade do modelo.

Para reverter isso, nesse estudo, utilizaremos o cálculo da volatilidade através do modelo de EWMA, na qual trata-se de um modelo de médias móveis em que a série de retornos diários com n observações é ponderada por um fator de decaimento exponencial, de forma que as observações mais recentes no tempo são ponderadas com um peso maior que as observações mais distantes. Sabendo disso, a fórmula para calcular a Vol_{EWMA} é:

$$Vol_{EWMA} = \sqrt{252} \sqrt{\sum_{i=1}^n u_i}$$

Equação 9: Formula da volatilidade EwMa

Sendo que u_i é dado por:

$$u_i = (1 - \lambda) \lambda^i \left[\ln \left(\frac{S_i}{S_{i-1}} \right) \right]^2$$

Em que S_i é o preço da ação no dia atual, S_{i-1} o preço da ação no dia anterior e λ sendo o fator de decaimento (normalmente adotado como 0,94).

Os dados de mercado de cada empresa foram retirados através da ferramenta disponível da Bloomberg. Os dados de mercado extraídos foram: os preços diários das ações ordinárias, o capital de mercado da empresa, e sua dívida (passivo circulante e passivo não

circulante). Como explicado anteriormente, no caso da dívida de longo prazo, fora utilizado o valor de 50%.

Para taxa livre de risco, considerou-se a meta da taxa Selic ao ano. Com isso, para esta variável, a atualização foi dada com reuniões do COPOM para decisão, que ocorrem, geralmente, com distância de quarenta e cinco dias.

Após toda a coleta de dados, foram estimados os valores do ativo e a volatilidade deste ativo. Para realizar esse as estimativas, utilizei a ferramenta *Solver* do *Excel*. O valor do ativo, como demonstrado anteriormente, é baseado na fórmula de Black-Scholes (1973), sendo calculado do seguinte jeito:

$$E = V \cdot N(d) - D \cdot \exp(-r \cdot T) \cdot N(d - \sigma\sqrt{T})$$

Equação 5: Estimativa do valor do ativo

Enquanto que a volatilidade do ativo é estimada da seguinte forma:

$$E_0 = V_0 \sigma_V N(d) / \sigma_E$$

Equação 10: Estimativa da volatilidade do ativo

Com a estimativa desses dois valores, é realizado um processo de otimização para calcular as distâncias de *default* dessa empresa (d e d_2), e deste modo, é calculada a probabilidade de *default* (PD) diária.

$$PD = N(-d_2)$$

Equação 8: Cálculo da Probabilidade de *Default* (PD)

Foram retiradas, também da ferramenta disponível da Bloomberg, as alterações de *rating* das agências *Moody's*, *S&P* e *Fitch*. O *rating* considerado nesse estudo foi o *rating* global. Com essas alterações disponíveis, foi possível comparar com os cálculos realizados através do método de KMV-Merton e verificar se o modelo consegue prever alterações de *rating* nos espaços de tempo de: no dia da alteração, uma semana antes, um mês antes, dois meses antes, três meses antes e seis meses antes.

4. Resultados

O processo de otimização e as estimativas foi realizado diariamente em uma planilha *Excel*, e com isso, foi possível encontrar a PD diária de casa empresa, desde 2010 até 2017. Assim sendo, foi realizada uma comparação entre os *ratings* obtidos pelas agências classificadoras de risco e a PD encontrada através da ferramenta *Excel*, utilizando o método de KMV-Merton.

1) Comparação entre as alterações dos *ratings* e a Probabilidade de *Default* – Análise superficial

Essa comparação inicial, serve para começarmos a interpretar os resultados obtidos. Assim, os gráficos abaixo ilustram as alterações de PD e preço da ação obtidas no *Excel* em confronto com as alterações (*Upgrade/Downgrade*) dos *ratings* de cada uma das três agências. No gráfico, estão em vermelho a variação do preço das ações ordinárias da empresa e em azul a variação da sua PD. É possível concluir com essa comparação de que os *downgrades* dos *ratings*, ocorrem, na maioria das vezes, nos momentos que a probabilidade de inadimplência aumenta. E ao mesmo tempo, os *upgrades* dos *ratings* ocorrem quando a empresa está com sua probabilidade de inadimplência muito baixa.

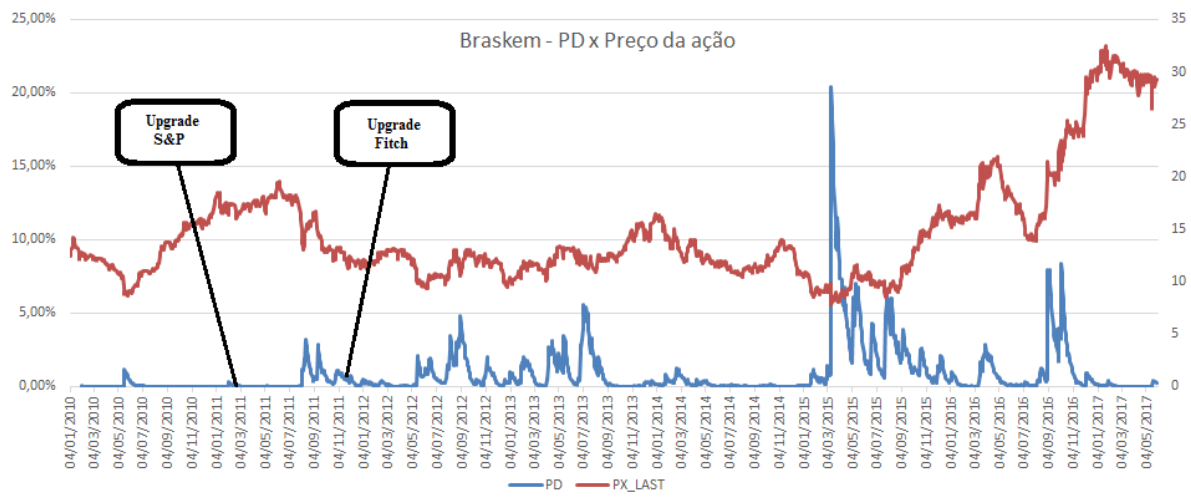


Gráfico 2: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – Braskem

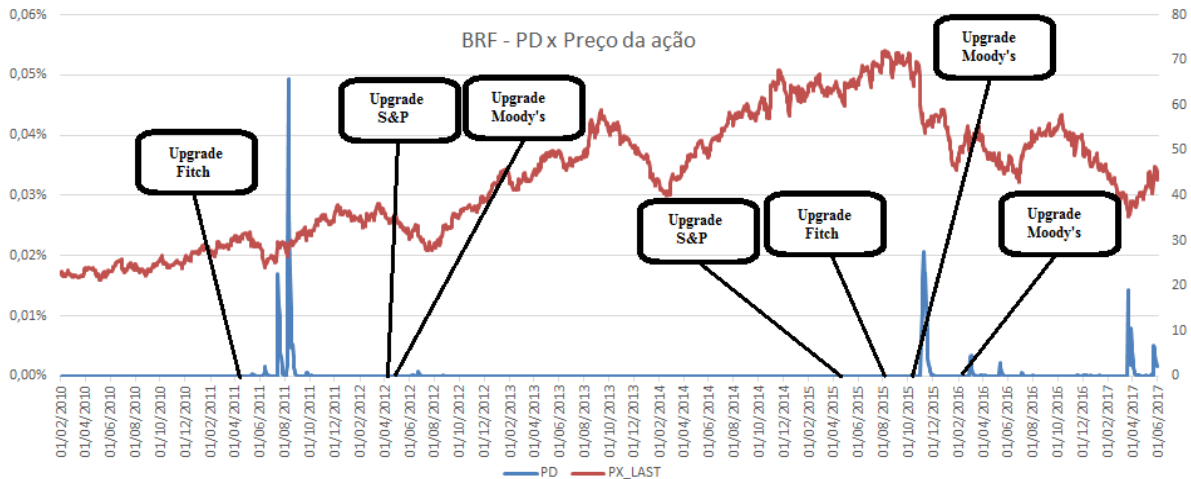


Gráfico 3: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – BRF

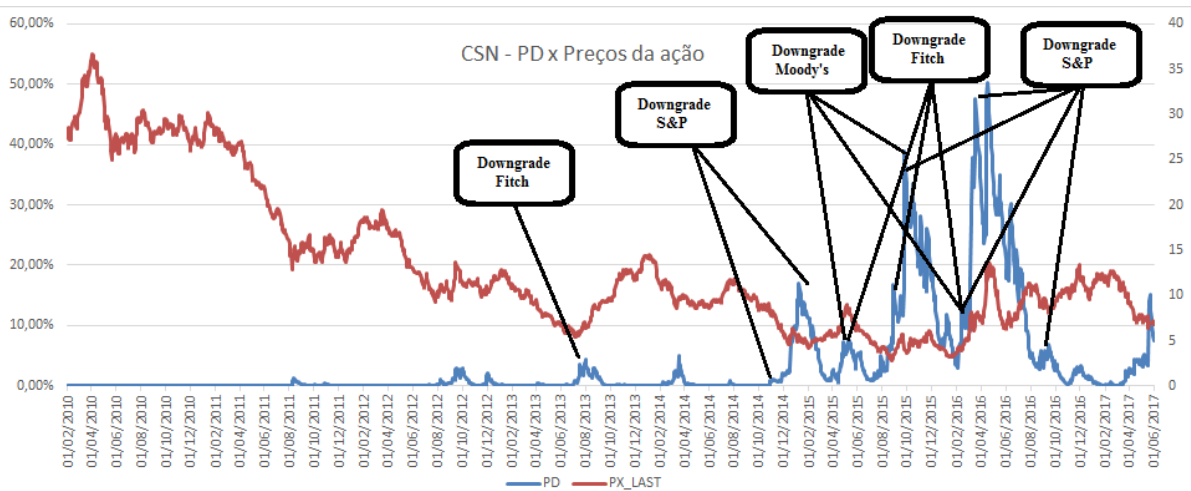


Gráfico 4: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – CSN

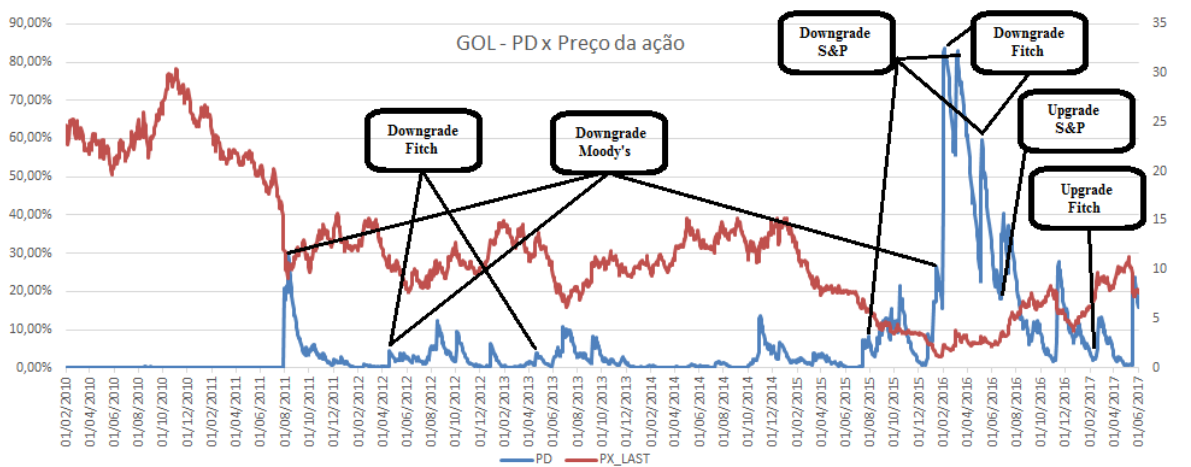


Gráfico 5: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – GOL

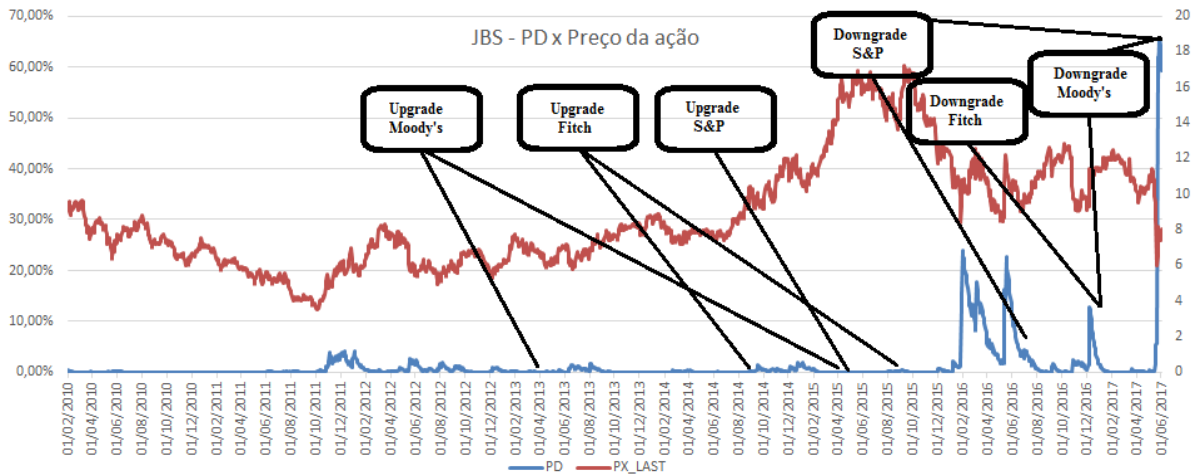


Gráfico 6: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – JBS

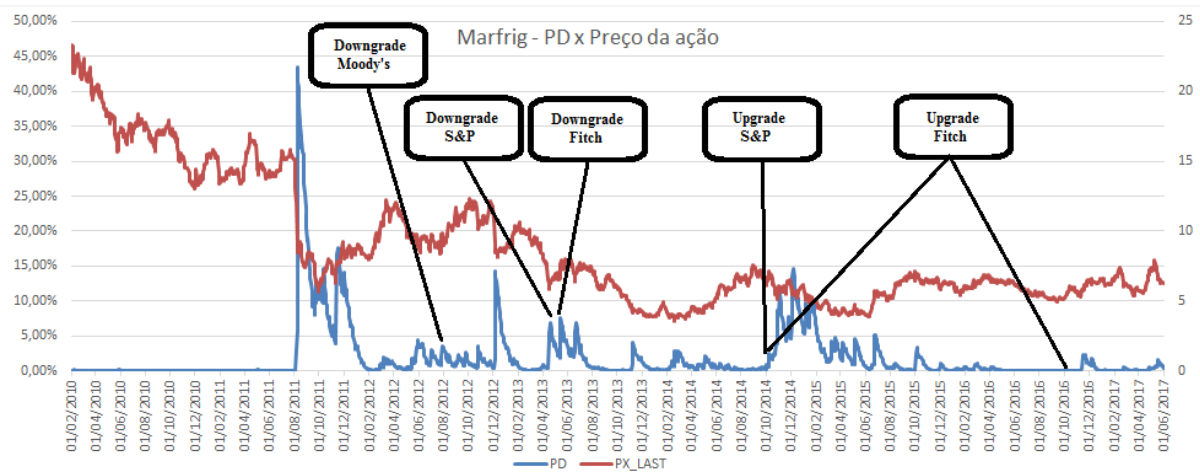


Gráfico 7: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – Marfrig

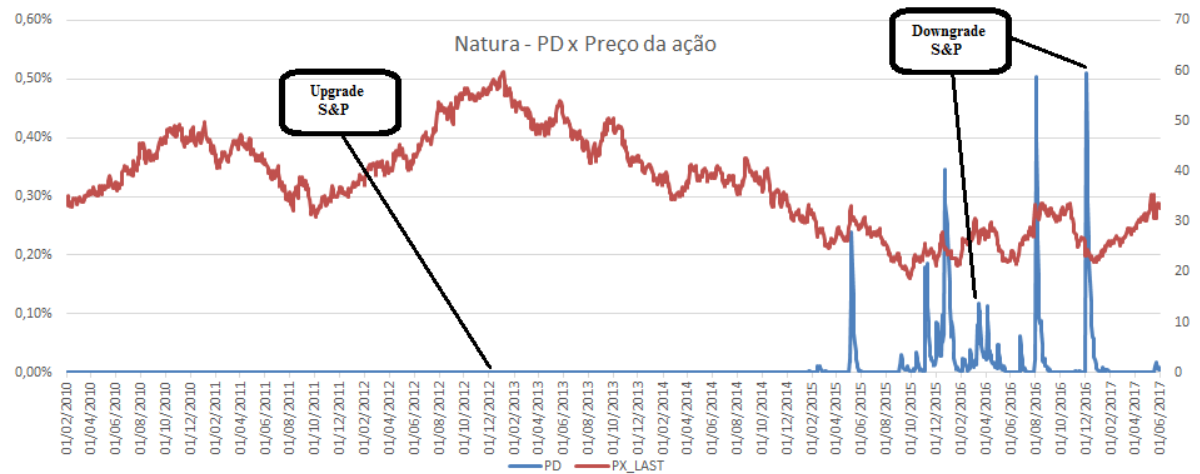


Gráfico 8: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – Natura

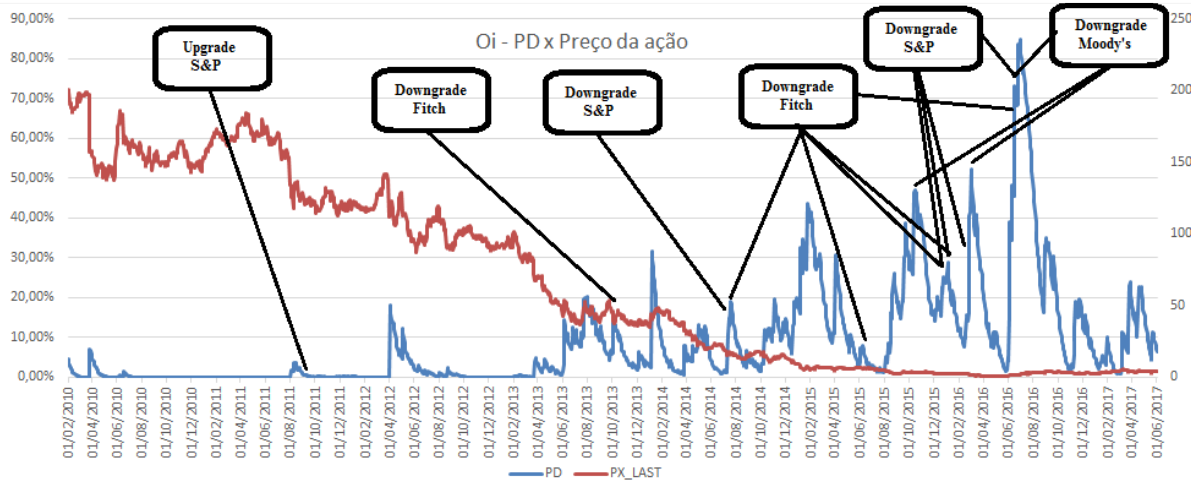


Gráfico 9: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – Oi

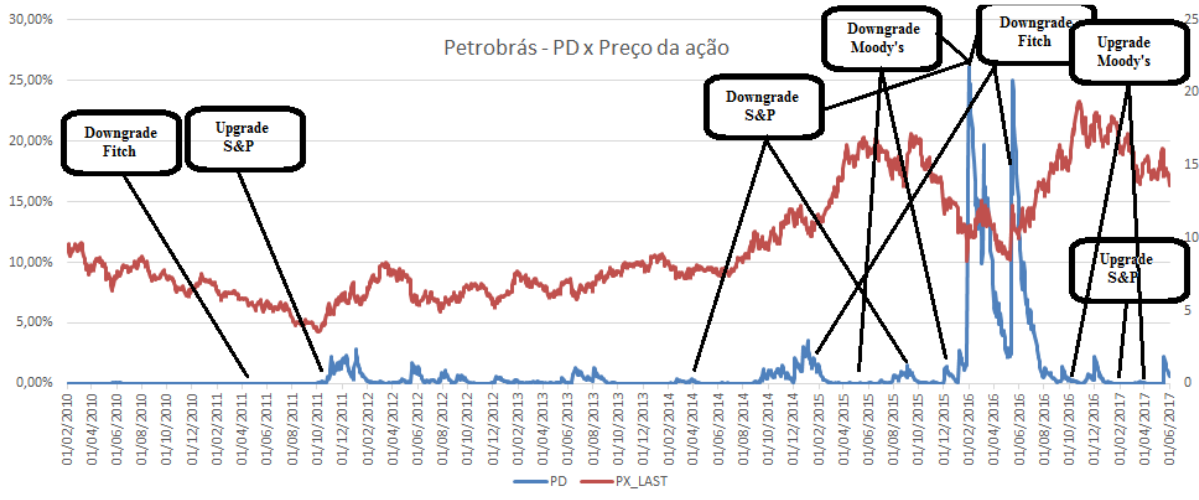


Gráfico 10: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – Petrobrás

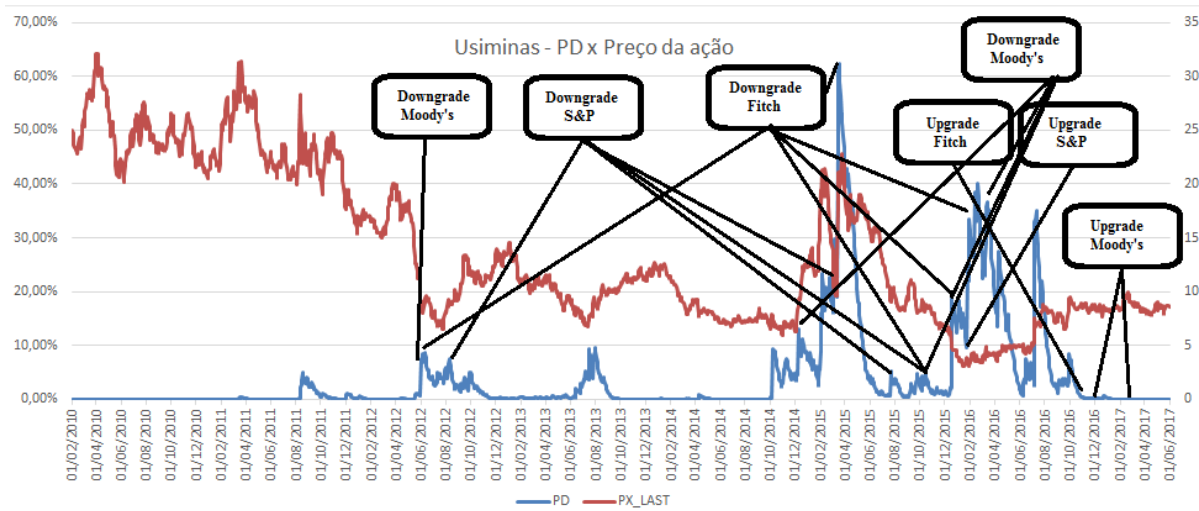


Gráfico 11: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – Usiminas

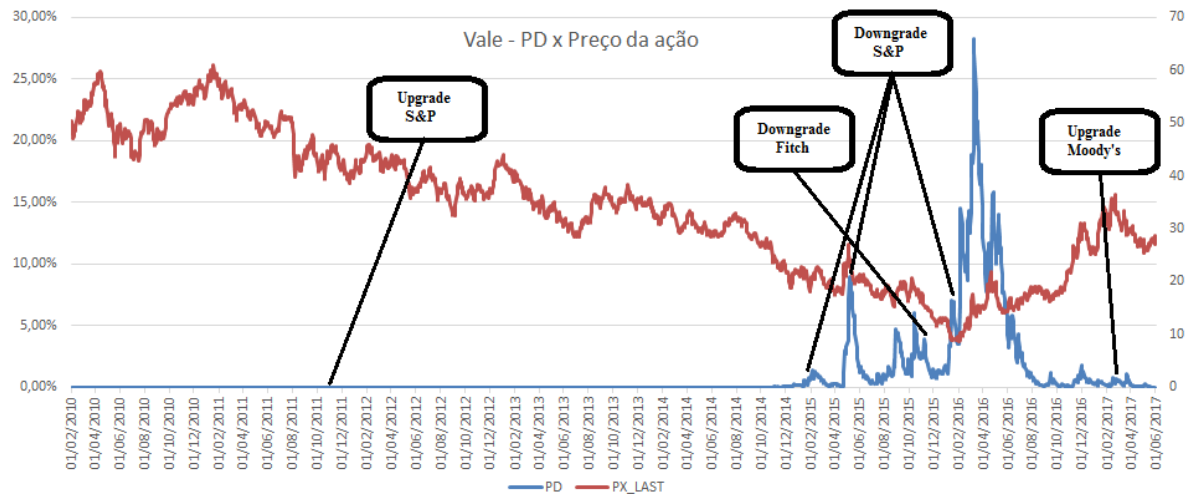


Gráfico 12: Evolução PD x Preço da ação x Alteração de *rating* – Vale

2) Comparação entre as alterações dos *ratings* e a Probabilidade de *Default* – Análise quantitativa

A partir da comparação inicial, foi confrontado quantitativamente as probabilidades de *default* encontradas no *Excel* com as variações de *rating* das agências. Na tabela abaixo, encontramos os valores que a *S&P* utiliza para classificar os seus *ratings* de crédito.

Tabela de Conversão		
Moody	S&P / Fitch	Taxa de Inad. Global S&P (1981-2015)
Aaa	AAA	0,00001%
Aa1	AA+	0,0001%
Aa2	AA	0,02%
Aa3	AA-	0,03%
A1	A+	0,06%
A2	A	0,07%
A3	A-	0,090%
Baa1	BBB+	0,15%
Baa2	BBB	0,23%
Baa3	BBB-	0,36%
Ba1	BB+	0,49%
Ba2	BB	0,76%
Ba3	BB-	1,22%
B1	B+	2,51%
B2	B	5,59%
B3	B-	8,74%
Caa1 a Caa3	CCC	27,22%
Ca a C	CC a D	100,000%

Tabela 3 – Conversão de *rating* para Taxa de Inadimplência Global

(Fonte: S&P – 2015) ¹□

Nessa tabela estão classificados os *ratings* de acordo com sua PD anual, ou seja, uma média de várias PD's no espaço de tempo de 1 ano (252 dias). Sabendo disso, foi realizada na ferramenta do *Excel*, um ajuste que calcula a média das probabilidades de inadimplência, no espaço de tempo de 1 ano. Assim, temos como classificar os nossos resultados na mesma escala que as agências utilizam. Com isso feito, encontramos as PD's anuais de 2011 até 2017 (2010 foi utilizado como o início da base de cálculo). Neste estudo, foi considerado o método de conversão da S&P como único para as três agências.

Com a tabela de conversão (Tabela 3) em mãos, foi possível converter os valores das alterações dos *ratings* para a um número. Desta forma, foram analisados dois cenários:

1) Cenário de *Upgrade*

Quando ocorre um *upgrade*, ou seja, é melhorada a classificação de risco de alguma empresa, foi comparado o número da probabilidade de *default* desse novo *rating* gerado com a probabilidade de *default* estimada desse mesmo dia, de uma semana atrás, de um mês atrás, de dois meses atrás, de três meses atrás e seis meses atrás. Se, no caso de *upgrade*, a probabilidade máxima esperada for maior que a probabilidade estimada da previsão, foi considerado assim um acerto, caso contrário, um erro. Um exemplo desse caso, posso citar o caso da JBS que teve seu *rating* atualizado de B+ para BB-. Desta forma, a probabilidade máxima esperada com essa alteração é de 1,22%. Com isso, comparamos esse número com as probabilidades estimadas de previsão, que nesse caso eram: 0,485% no dia, 0,483% uma semana antes, 0,488% um mês antes, 0,532% dois meses antes, 0,671% três meses antes e 1,051% seis meses antes. Como todas as probabilidades estimadas de previsão estão abaixo de 1,22% é considerado como um acerto, visto que a probabilidade de inadimplência da empresa atual está abaixo do que ela está classificada, sendo assim necessário um ajuste de classificação. Podemos então concluir que o modelo foi capaz, nesse caso, de prever em seis meses que o *rating* seria aumentado.

2) Cenário de *Downgrade*

Já no caso de um *downgrade*, a classificação de risco da empresa é diminuída. Desta forma, foi comparado o número da probabilidade de *default* do *rating* antigo à mudança com probabilidade de *default* estimada desse mesmo dia, de uma semana atrás, de um mês atrás, de dois meses atrás, de três meses atrás e seis meses atrás. Se, no caso do *downgrade*, a probabilidade mínima esperada for menor que a probabilidade estimada da previsão, foi considerado assim um acerto, caso contrário, um erro. Para exemplificar esse caso, vamos utilizar a empresa CSN que teve seu *rating* alterado de BB+ para BB. Sendo assim, a

probabilidade mínima esperada será de 0,49% e as probabilidade estimadas de previsão serão de 2,505% no dia, 2,432% uma semana antes, 2,310% um mês antes, 2,356% dois meses antes, 1,779% três meses antes e 0,3% seis meses antes. A probabilidade mínima esperada é menor que a probabilidade estimada de previsão para os quatro primeiros casos (de 1 dia até três meses), sendo deste modo configurada como um acerto, visto que as probabilidades da empresa estão maiores do que ela está sendo classificada, necessitando um ajuste. No último caso, a previsão de seis meses se encontra menor que a probabilidade mínima esperada, configurando assim um erro, ou seja, o modelo foi capaz, neste caso, de prever até 3 meses antes a alteração negativa do *rating*.

Sabendo disso, foram feitas as variações para todas as empresas e analisados todos os acertos e erros, chegando no seguinte gráfico exposto abaixo:

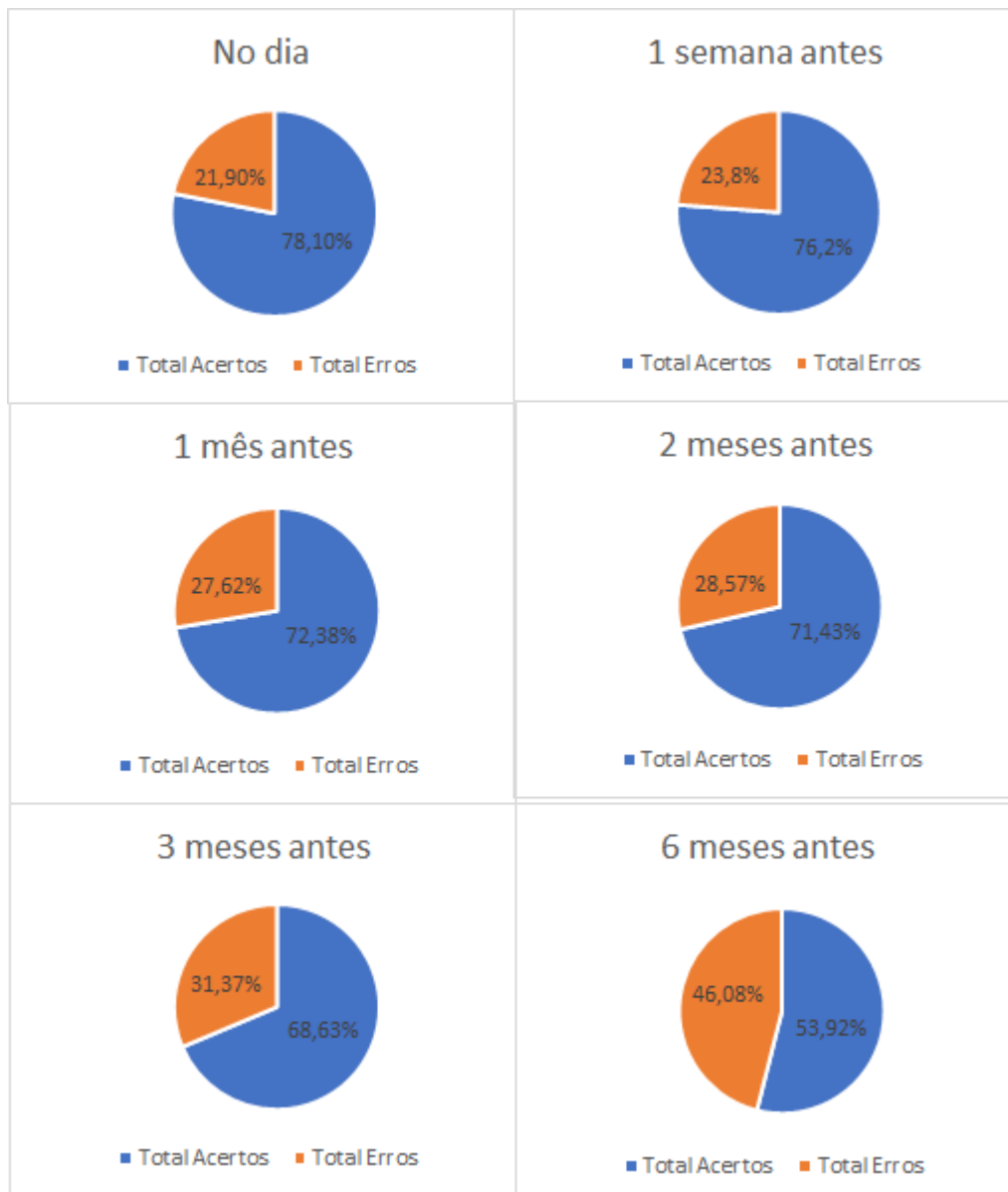


Gráfico 13 – Taxa de acertos no método de previsão do modelo de KMV-Merton
Esta seção deverá conter os resultados da pesquisa, divididos em tópicos com subtítulos.

Portanto, podemos afirmar que o modelo de cálculo de probabilidade de *default* de KMV-Merton possui um bom potencial de previsão, visto que conseguiu prever com acerto até 78,1% no dia da mudança do *rating*, 76,2% uma semana antes, 72,38% um mês antes, 71,43% dois meses antes, 68,63% três meses antes e 53,92% seis meses antes. Fica claro que há maior assertividade do modelo quanto mais ele se aproxima da data da alteração.

Podemos destacar nesse processo de acertos e erros o desempenho do modelo em conseguir prever 100% das alterações de *rating* da empresa JBS e Braskem em até seis meses de antecedência.

Sugere-se que a seção tenha três a sete subtítulos, que devem funcionar como “manchetes de jornal”, indicando claramente para o leitor os achados do estudo.

5. Conclusão

O modelo de Merton (1974) □ foi o pioneiro quando se trata de modelos de mensuração do risco de crédito de empresas e até os dias atuais ele é utilizado como base para diversas variações desse tipo de cálculo, entre uma delas está o KMV-Merton.

Para esse estudo foram selecionadas onze grandes empresas dos mais variados setores brasileiros. Essas empresas, em sua maioria apresentaram diminuições da sua classificação dadas pelas agências de crédito. Isso ocorre, pois, as empresas estudadas foram impactadas por algum elemento macroeconômico que ocasionou na variação na sua classificação de inadimplência. Podemos citar como exemplos os impactos realizados nas empresas Petrobras e Braskem, após a Operação Lava-Jato e os impactos nas empresas JBS e BRF com a Operação Carne Fraca.

Partindo do objetivo de validar e mensurar a qualidade de previsibilidade do modelo de KMV-Merton, o estudo foi capaz de atender a esse objetivo. Podemos concluir que este modelo de mensuração de risco de crédito possui alta capacidade para prever alterações na classificação de inadimplência, com uma taxa de acerto de aproximadamente 70% em até três meses de antecedência. Assim, esse modelo está validado para ser usado com uma boa qualidade no mercado brasileiro.

O tipo de *rating* utilizado para a comparação nesse estudo foi o global, ou seja, ele leva em consideração fatores que como o risco soberano, o qual não é considerado explicitamente no modelo. Assim, em alguns poucos casos, foram observados erros em alguns *upgrades*, visto que as agências de *rating* estavam melhorando a classificação de uma empresa, enquanto que o modelo estava prevendo que ainda não era o momento.

Se fosse considerado um número maior de empresas estudadas, seria possível observar melhor os resultados obtidos. A princípio foram selecionadas 20 empresas brasileiras, mas somente 11 dessas possuem variações na sua classificação de inadimplência. Seria interessante, testar esse modelo em outro tipo de mercado, visto que o mercado brasileiro não desfruta de muitas empresas em condições de participar da validação do modelo.

As agências de *rating* utilizam formas de cálculos mais complexas do que as realizadas nesse estudo, e por conta disso é observada algumas variações na precisão do modelo de conseguir prever a alteração no *rating* no dia da sua alteração. Nesse estudo, foi

observado um total de 78,1% de acertos nesse caso, de um total de 105 observações. Portanto, visto a maior complexidade dos cálculos das agências de *rating*, o modelo KMV-Merton, do modo que foi realizado nessa pesquisa, é sim um muito capaz de prever alterações na classificação do *rating*. Até três meses antes da alteração, o modelo pode ser considerado como bom, visto que se mantém na média de 70%. Ao passo que se aumenta a distância de dias da alteração, a precisão do modelo também diminui. Com 6 meses de distância, o modelo apresenta 53,92% de taxa de acerto, configurando uma precisão medíocre.

Seria interessante que futuros pesquisadores pudessem se aprofundar melhor nesse assunto, elevando a complexidade dos cálculos do risco de crédito, a fim de localizar modelos que tenham uma precisão maior das que encontradas nesse estudo. Esse aprofundamento pode ser realizado de duas formas: 1) selecionar um modelo diferente, que seja mais complexo (Exemplo: Naive KMV) para ser estudado ou 2) aprofundar os métodos de cálculo e comparações do modelo de KMV-Merton.

6. Referências

- [1] KNIGHT, F.H. *Risk, Uncertainty, and Profit*, Boston, MA: 1 Edição, 1921
- [2] GROUHY, Michel; MARK, Robert; GALAI, Dan. *Gerenciamento de Risco – Abordagem Conceitual e Prática*. São Paulo: QualityMark, p. 4; 34-36, 2004
- [3] CANUTO, O. e SANTOS, P.F.P. *Risco-Soberano e Prêmios de Risco em Economias Emergentes*, Série *Temas de Economia Internacional*. Ministério da Fazenda. Secretaria de Assuntos Internacionais. Brasília, outubro de 2003, p.16. Disponível em: http://www1.eeg.uminho.pt/economia/caac/pagina%20pessoal/Disciplinas/disciplinas%202009/ECON%20BANC/material/canuto_o_e_santos_p._risco_soberano_e_premios_de_risco_2003.pdf. Acessado em junho 2017.
- [4] Comissão de Desenvolvimento Profissional do IBRI. Novembro 2013. *Guia Rápido: Agências de Rating*. Disponível em: http://www.ibri.com.br/Upload/Arquivos/guia_rapido_rating.pdf. Acessado em junho 2017.
- [5] Merton, R. C. – On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. American Finance Association Meetings. New York, November, 1973. P. 4-12.
- [6] SUNDARAM, R. *The Merton/KMV Approach to Price Credit Risk*, Sten School of Business, 2001.
- [7] PASCHOARELLI, R. Probabilidade de Default: *Modelo de cálculo com árvores binomiais*. São Paulo: Saint Paul Institute of finance, 2007. P. 103-106
- [8] BOHN, J. e CROSBIE, P. 2003. *Modeling Default Risk: Modeling Methodology*. Moody's KMV Company, 13-14.
- [9] Seidler, J., Jakubík, P. – The Merton Approach to Estimating Loss Given Default: Application to the Czech Republic. Charles University, Prague. 2009. P. 7-24.
- [10] STANDARD & POOR'S. 2015 Annual Global Corporate Default Study and Rating Transitions. Disponível em:

<http://www.spratings.com/documents/20184/774196/2015+Annual+Global+Corporate+Default+Study+And+Rating+Transitions/6d311074-5d56-4589-9ef8-a43615a6493b>. Acessado em junho 2017

7. Anexos

Em anexo se encontra um exemplo de planilha utilizada com as devidas fórmulas e uma planilha com as comparações de cada empresa, com seus determinados acertos e erros.