

LASZLO CERVEIRA LUESKA

**MODELOS DE GESTÃO DE RISCO DE CRÉDITO:
CONTROLE DO RISCO DE CRÉDITO EM INSTITUIÇÕES
FINANCEIRAS**

Trabalho de Formatura apresentado à
Escola Politécnica da Universidade de
São Paulo para obtenção do diploma de
Engenheiro de Produção.

São Paulo

2009

LASZLO CERVEIRA LUESKA

**MODELOS DE GESTÃO DE RISCO DE CRÉDITO:
CONTROLE DO RISCO DE CRÉDITO EM INSTITUIÇÕES
FINANCEIRAS**

Trabalho de Formatura apresentado à
Escola Politécnica da Universidade de
São Paulo para obtenção do diploma de
Engenheiro de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Antônio Cantizani Filho

São Paulo

2009

1329222
tombado 12/07/09
TR 2009
19673...

DEDALUS - Acervo - EPRO



32100011305

ACOMPANHA CD

FICHA CATALOGRÁFICA

Lueska, Laszlo Cerveira

**Modelos de gestão de risco de crédito em instituição finan -
ceira / L.C. Lueska. – São Paulo, 2009.**

95 p.

**Trabalho de Formatura - Escola Politécnica da Universidade
de São Paulo. Departamento de Engenharia de Produção.**

**1. Crédito 2. Administração de risco I. Universidade de São
Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de
Produção II. t.**

DEDICO

Aos meus pais Atila Lueska e
Beatriz Cerveira e aos meus
irmãos Atila e Matias, que
sempre me apóiam em todos
os momentos

RESUMO

O cotidiano de instituições financeiras em geral envolve em suas operações diversas formas de risco. Dentre estes riscos se encontra o risco de crédito presente em operações em que a instituição se torna credora, isto é, é o risco do tomador de crédito não cumprir com suas obrigações financeiras. As expressivas perdas em crédito ocorridas no final dos anos 80 e início dos anos 90, bem como as perdas incorridas nesta última crise financeira em 2008 fizeram com que as instituições financeiras buscassem técnicas mais elaboradas para controle e gerenciamento do risco de crédito. Neste contexto, a gestão do risco de crédito é um tema que tem sido objeto de grande atenção no mercado financeiro. Instituições financeiras têm procurado se alinhar às melhores práticas de gestão de risco de crédito existentes no mercado, desenvolvendo metodologias elaboradas para quantificar o risco de seus portfólios de crédito.

Uma vez que no Brasil os modelos de gestão de risco de crédito ainda estão em estágios embrionários, o presente trabalho analisa os 4 principais modelos desenvolvidos por grandes instituições financeiras internacionais (*KMV*, *CreditMetrics*, *CreditPortfolioView* e *CreditRisk+*), procurando avaliar suas características, vantagens e desvantagens, e também avaliar a possibilidade de implementação destes modelos em instituições financeiras nacionais.

Adicionalmente, foi executada uma análise comparativa dos modelos apresentados com a finalidade de selecionar o modelo que mais se adapta à instituição financeira onde o presente trabalho foi desenvolvido.

PALAVRAS CHAVE: risco; crédito; *rating*; risco de crédito; gestão de risco de crédito; administração de risco de crédito; modelos de gestão de risco de crédito; *KMV*; *CreditMetrics*; *CreditPortfolioView*; *CreditRisk+*;

ABSTRACT

The financial institutions in general are submitted to various forms of risk. Among these risks there is the credit risk, related to financial operations where the institution becomes a creditor, i.e, it is the risk of loss due to a debtor's non-payment of a credit instrument. The substantial losses in credit occurred in the late '80s and really '90s, as well as losses incurred in this last financial crisis in 2008, have led the financial institutions to seek more elaborated techniques to control and manage credit risk. In this context much attention has been given to the management of credit risk by the financial market in general. Financial institutions seek to align the best practices of the market in managing credit risk with the development of elaborated methods to quantify the risk of their credit portfólios.

Since in Brazil the credit risk models aren't very well developed, this paper analyzes the 4 main models developed by major international financial institutions (KMV, CreditMetrics, CreditPortfólioView and CreditRisk+), evaluating their characteristics, advantages and disadvantages and also assess the possibility of implementing these models in Brazilian financial institutions. Additionally, it has been performed a comparative analysis of these models in order to select the model that best fits the financial institution where this study has been developed.

KEY WORDS: risk; credit; *rating*; credit risk; credit risk management; credit risk management models; KMV; CreditMetrics; CreditPortfólioView; CreditRisk+;

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Esquema geral do controle do risco de crédito.....	30
Figura 2: Estrutura do CreditRisk+.....	35
Figura 3: Distribuição do número de <i>defaults</i> (fonte: CreditRisk+, Credit Suisse).....	38
Figura 4: Comparação da distribuição de retornos de crédito e retornos de mercado.....	53
Figura 5: Sumário do CreditMetrics: Os quatros blocos-pilares.....	55
Figura 6: Distribuição de valores dos ativos da empresa no tempo T.....	60
Figura 7: Generalização do modelo de Merton para incluir mudanças de <i>rating</i>	61
Figura 8: Probabilidade de <i>default</i> conjunto como função da correlação dos retornos dos ativos dos devedores.....	65
Figura 9: <i>VaR</i> de crédito e capital econômico.....	67
Figura 10: Exposição a risco de um swap de taxa de juros.....	69
Figura 11: Valor de opções na compra e na venda em função do preço do ativo subjacente.....	74
Figura 12: Distância à inadimplência.....	80

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Escala de <i>ratings</i> globais das agências de <i>rating</i>	23
Tabela 2: Notação dos parâmetros no CreditRisk+.....	39
Tabela 3: Exposição para os seis primeiros devedores (exemplo do CreditRisk+).....	39
Tabela 4: Notação para exposição, perda esperada e número esperado de <i>defaults</i> no CreditRisk+.....	40
Tabela 5: Resumo dos principais resultados do exemplo de aplicação do CreditRisk+.....	41
Tabela 6: Matriz de transição: probabilidades de migração de <i>rating</i> de crédito em 1 ano (Fonte: Standard & Poor's Credit Week (15 de abril de 1996)).....	49
Tabela 7: Probabilidades de migração conjunta (%) com correlação nula para dois emissores classificados com <i>rating</i> BB e A.....	57
Tabela 8: Balanço patrimonial da empresa-exemplo.....	59
Tabela 9: Probabilidades de migração e valores limites de <i>rating</i> de crédito para devedores de <i>rating</i> BB e A.....	62
Tabela 10: Probabilidades conjuntas de transição para devedores de <i>rating</i> BB e A, quando a correlação entre os retornos dos ativos é 20%.....	64
Tabela 11: Fatores de Comparação.....	82
Tabela 12: Notas atribuídas aos modelos.....	90
Tabela 13: Nota final ponderada dos modelos.....	90

SUMÁRIO

Pág.

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	Introdução	11
1.2	Local de realização do trabalho	13
1.3	Tema do trabalho de formatura	15
1.4	Objetivos do trabalho	15
2	FUNDAMETAÇÃO TEÓRICA	16
2.1	Crédito	16
2.2	Importância do crédito para o crescimento econômico	17
2.3	Evolução histórica do crédito	18
2.4	<i>Rating</i> – Avaliação da capacidade creditícia	20
2.5	Risco	23
2.6	Principais tipos de risco financeiro	25
2.6.1	Risco de Mercado	26
2.6.2	Risco Operacional	27
2.6.3	Risco Legal	27
2.6.4	Risco de Crédito	28
3	MODELOS DE AVALIAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO	30
3.1	CreditRisk+	32
3.1.1	Estrutura do CreditRisk+	35
3.1.2	Função Geradora de Probabilidade (FGP)	36
3.1.3	Severidade das Perdas	38
3.1.4	Distribuição de perdas de <i>default</i> de um portfólio	39
3.1.5	Extensões do modelo	43
3.1.6	Vantagens e limites do CreditRisk+	43
3.2	CreditPortfolioView	44
3.2.1	Modelo de inadimplência	46
3.2.2	Matriz condicional de migração (transição) de crédito	49
3.2.3	Comentários finais sobre o CreditPortfólioView	51
3.3	CreditMetrics	52
3.3.1	Sumário do CreditMetrics	54
3.3.2	<i>VaR</i> de crédito de um único título de dívida (bloco #1)	55
3.3.3	<i>VaR</i> de crédito de um portfólio de títulos de crédito (bloco #2)	56
3.3.4	Análise da diversificação de crédito (bloco #2, continuação)	66
3.3.5	<i>VaR</i> de crédito e cálculo do capital econômico	67
3.3.6	Estimativa das correlações de ativos (bloco #3)	68
3.3.7	Exposições (bloco #4)	69
3.4	KMV	71
3.4.1	Relação entre risco de crédito e a teoria de opções	73
3.4.2	Apuração da frequência esperada de inadimplência (EDF)	76
3.4.2.1	Valor do ativo (V_A) e volatilidade do retorno (σ_A)	76
3.4.2.2	Cálculo da distância para a inadimplência (<i>DD</i>)	79
3.4.2.3	Cálculo das probabilidades de inadimplência	81

4	ANÁLISE COMPARATIVA DOS MODELOS	82
4.1	Fatores de comparação	82
4.1.1	Definição do risco	83
4.1.2	Correlações	83
4.1.3	Impulsionadores do risco	84
4.1.4	Volatilidade	84
4.1.5	Taxa de recuperação	85
4.1.6	Abordagem numérica	85
4.3	Críticas aos modelos	86
4.3.1	Taxa de juros	86
4.3.2	Degradação da percepção de risco da economia como um todo	87
4.3.3	CreditMetrics e CreditPortfolioView	87
4.4	Análise comparativa	88
4.4.1	Método	88
4.4.2	Critérios de avaliação	88
4.4.3	Ponderação dos critérios	89
4.4.4	Notas atribuídas aos modelos	90
5	CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	91
6	BIBLIOGRAFIA	93

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo tem por objetivo apresentar uma introdução sucinta ao tema, bem como uma contextualização histórica e também os objetivos do presente trabalho de formatura.

1.1 Introdução

Bancos e Instituições financeiras em geral fornecem grande parte dos recursos que a economia precisa para financiar suas atividades em geral. Entretanto, a atividade de instituições financeiras envolve diversas formas de riscos que, quando bem entendidos e quantificados, asseguram um gerenciamento eficaz da instituição financeira.

É preciso aqui salientar que não tentamos “evitar o risco”. Risco pode ser entendido como o grau de incerteza a respeito de um evento. Para o caso de um ativo financeiro, quanto maior for seu risco, maior deve ser sua expectativa de retorno. Assim, as instituições financeiras têm tentado buscar ferramentas para quantificar e gerenciar o risco, não “evitá-lo”.

Dentre os principais riscos incorridos diariamente por instituições financeiras, temos o risco de mercado, risco operacional, risco legal e risco de crédito. O risco de crédito está presente em transações em que a instituição financeira se torna credora. Este risco representa a incerteza relacionada ao recebimento do valor compromissado no futuro.

A gestão do risco de crédito é um tema que tem sido objeto de grande atenção no mercado financeiro, sobretudo devido ao aperfeiçoamento das técnicas de gerenciamento e quantificação do risco de crédito que vem ocorrendo nos últimos anos.

Segundo Garside et al (1999), as expressivas perdas em crédito ocorridas no final dos anos 80 e início dos anos 90, bem como as perdas incorridas com a última crise financeira em 2008, fizeram com que as instituições financeiras buscassem técnicas mais elaboradas para controle e gerenciamento do risco de crédito. Tais técnicas possibilitam a quantificação monetária do risco incorrido não somente para uma exposição de crédito única, mas também para um portfólio de crédito como um todo. Nesta conjectura, bancos e instituições financeiras tem procurado se alinha às melhores práticas de gestão de risco existentes no mercado, desenvolvimento metodologias elaboradas para quantificar o risco de seus portfólios de crédito.

É preciso enfatizar que hoje existe uma vasta literatura que trata de análise de **risco de mercado** de carteiras de investimentos (*VaR*, *VaR* condicional, *Stress Test* e etc.), mas que se aplicam somente a ativos com bastante liquidez (isto é, ativos que podem ser comprados e vendidos facilmente no mercado, como ações de bolsas de valores). Ativos com liquidez apresentam dados históricos de preços negociados no mercado após sua emissão, volatilidade, retornos, entre outros. Estes dados são utilizados como parâmetros de entrada nos modelos existentes de cálculo de **risco de mercado**, que retornam dados confiáveis sobre o risco incorrido pela empresa ao adquirir um ativo (líquido).

Entretanto grande parte dos ativos do mercado de crédito privado normalmente não tem liquidez (uma vez emitidos por uma empresa e adquiridos por outra, não são negociados no mercado – a empresa compradora (que concede o crédito) deve esperar o vencimento do ativo para receber o investimento de volta mais o juro prometido pela empresa emissora). Assim, as metodologias existentes de análise de risco de mercado não podem ser aplicadas no mercado de crédito. Desta maneira, o risco incorrido pela empresa compradora é de difícil quantificação.

Devido à impossibilidade de quantificar o risco para ativos de crédito através das metodologias consolidadas de **risco de mercado**, analistas de crédito desenvolvem metodologias próprias e particulares à empresa onde trabalham para avaliar o risco de crédito (incerteza envolvendo a capacidade de uma firma de

honrar seus compromissos financeiros e suas dívidas) incorrido ao adquirir um ativo deste setor. Cada empresa possui sua própria metodologia e a literatura que trata de **risco de crédito** ainda não é vasta, organizada e padronizada como a existente para o **risco de mercado**.

Neste contexto - inexistência de uma metodologia de análise de risco de crédito na Octante Capital e a crescente preocupação do mercado financeiro em quantificar e gerenciar corretamente seu risco de crédito – o tema abordado « **Modelos de Análise de Risco de Crédito: Gestão do Risco de Crédito em Instituições Financeiras** » foi selecionado como tema deste trabalho de formatura. O objetivo principal do trabalho é estudar os principais modelos de gerenciamento de risco de crédito e definir o modelo que mais se adapta à Octante Capital.

1.2 Local de realização do trabalho

O local do trabalho onde o Trabalho de Formatura está sendo desenvolvido é a empresa onde atualmente o estágio do aluno está sendo realizado.

O nome da empresa é **Octante Consultoria Financeira Participações e Serviços Ltda.**, e nome fantasia **Octante Capital**. A empresa foi fundada recentemente (em Julho de 2008) pelos sócios fundadores William Rozenbaum Trosman e Matha de Sá da gestora **Mauá Investimentos**. Ambos deixaram a gestora em meio às dificuldades enfrentadas pela empresa na época.

O estágio do aluno iniciou-se em 04 de Março de 2009 com previsão de duração de 10 meses (até 31 de Dezembro de 2009).

A empresa **Octante Capital** atua no ramo de **gestão de investimentos de terceiros** e é especializada no mercado de crédito privado (debêntures, *bonds*, etc), com investimentos em variáveis macroeconômicas. A Octante Capital é voltada a investidores qualificados – aqueles com pelo menos **R\$ 1.000.000,00** em aplicações.

A Octante Capital trabalha com estruturação de operações de crédito, como por exemplo:

- Fundos de Investimentos em Direitos Creditórios (FIDCs) ;
- Certificado de Direitos Creditórios do Agronegócio (CDCAs),
- Letras de Crédito do Agronegócio (LCAs) ;
- Certificado de Recebíveis do Agronegócio (CRAs) ;
- E papéis imobiliários como Certificados de Recebíveis Imobiliários (CRIs).

Atualmente a empresa opera através de dois fundos de investimentos em sua gestão:

- Fundo multimercado local – com investimentos no exterior ;
- Fundo de Crédito Privado Offshore (no exterior) – com investimentos no mercado de crédito privado e também em variáveis macroeconômicas (taxas de juros, índices de bolsas de valores, moedas, etc).

1.3 Tema do trabalho de formatura

Tendo em vista o atual problema da Octante Capital, que pode ser resumido através da questão “**como avaliar o risco que a empresa incorre ao adquirir um ativo de crédito privado de uma determinada empresa?**”, o tema escolhido do presente trabalho de formatura é “**Modelos de Gestão de Risco de Crédito: Controle do Risco de Crédito em Instituições Financeiras**”.

1.4 Objetivos do trabalho

É preciso aqui salientar que o presente trabalho de formatura tem caráter prático de aplicação de um modelo de gerenciamento de risco de crédito na Octante Capital. Assim, os seguintes objetivos específicos são esperados:

- **Contextualização do crédito e sua importância para a economia**
- **Contextualização de risco e seu gerenciamento**
- **Estudo detalhado dos principais modelos de gerenciamento de risco de crédito**
- **Análise comparativa dos modelos de risco de crédito**
- **Seleção de um modelo para implementação na Octante Capital**

2 FUNDAMETAÇÃO TEÓRICA

2.1 Crédito

A palavra « Crédito » vem do latim *creditu*, significando « eu acredito, confio ». A confiança não é unilateral, ocorrendo tanto por parte do credor (aquele que concede o crédito), que acredita na capacidade do tomador (ou devedor) em honrar com os compromissos assumidos, como também da parte do tomador (aquele que recebe o crédito) em acreditar na qualidade do produto comprado.

O crédito representa a entrega de um bem presente mediante uma promessa de pagamento. Esta definição é aplicável ao crédito comercial ou industrial, no qual o bem entregue é um ativo físico, quanto ao crédito bancário, no qual o bem entregue é representado por recursos financeiros disponibilizados ao tomador de crédito.

Crédito ainda pode ser visto como uma provisão de recursos de um agente para outro agente, onde este último não reembolsa o primeiro imediatamente (gerando, portanto, uma **dívida**), mas faz um acordo para pagar ou devolver estes recursos disponibilizados em uma data futura. É qualquer forma de pagamento postergado. O primeiro agente é chamado de credor (ou aplicador), enquanto o segundo é chamado de devedor (ou tomador do crédito).

Para CHAIA (2003), as operações de crédito podem gerar inúmeras facilidades na dinâmica do processo econômico em geral na medida em que (i) podem aumentar os níveis de atividades das empresas, (ii) estimulam o consumo dos indivíduos (pessoas físicas) e (iii) elevam a demanda agregada de uma nação.

A evolução das concessões de créditos acompanhou o próprio desenvolvimento econômico da sociedade, desenvolvendo instrumentos necessários para a satisfação das necessidades e anseios da humanidade. O crédito, utilizado adequadamente, como forma de gestão do consumo (tanto de empresas

como de pessoas físicas) continua a mostrar eficiência notável no cotidiano da humanidade como instrumento facilitador de transações de bens e serviços.

Entretanto, se não existirem metodologias de previsão de inadimplência e/ou determinação de limites de concessão, as operações de crédito podem levar economia a um processo de retração ou redução da aceleração de crescimento em decorrência da retração de fontes financiadoras (aqueles que possuem recursos disponíveis). Deste modo, um melhor entendimento do risco de crédito (risco que a parte credora incorre ao conceder um crédito) deve levar a uma expansão dos níveis de créditos concedidos.

2.2 Importância do crédito para o crescimento econômico

Segundo STOLF (2008), o primeiro autor a abordar a importância do sistema financeiro para o crescimento econômico de uma nação foi SCHUMPETER, 1928 apud Pires (2007), que percebeu que o financiamento é um fator muito importante no processo de desenvolvimento de um país à medida que estimula (financia) o processo de inovação em seu significado amplo.

Após Schumpeter, Keynes (1982) reconheceu a importância do sistema financeiro ao estudar a fragilidade do sistema de financiamento capitalista. Os agentes tomadores de empréstimos tendem a tomar recursos por períodos curtos a uma taxa de juros menor (a taxa de financiamento de um empréstimo é, em geral, crescente com relação ao prazo do empréstimo). Tomadores de recursos captam recursos para, normalmente, investirem em capital produtivo. Todavia, como o investimento é uma atividade de longo prazo, os agentes tomadores necessitam buscar meios para refinaranciar as dívidas de curto prazo (rolagem de dívida). O problema surge se no momento em que os agentes forem renegociar a dívida (rolá-la), as condições macroeconômicas do país terem se deteriorado (aumento da taxa básica de juro, por exemplo), inviabilizando o processo de rolagem da dívida. Keynes afirma, assim, que a existência de mecanismos (legais ou não) que garantam o processo de rolagem de dívida pode construir expectativas otimistas

para investir em um ambiente de estabilidade macroeconômica. Keynes afirma, portanto, que com o desenvolvimento do setor financeiro e de sua regulamentação, pode-se obter impactos positivos sobre o crescimento da economia através do financiamento do sistema produtivo do país.

Segundo STOLF (2008), a relação concessão de crédito/PIB de um país é um indicador bastante importante do potencial de crescimento do país. Segundo o Banco Mundial, quanto maior for a relação entre Crédito e PIB, maior será o PIB per capita da nação. Países com um sistema de crédito desenvolvido canalizam de forma mais eficiente as poupanças interna e externa para investimentos produtivos que estimulam a economia a crescer mais rapidamente. Entretanto, este fluxo fomenta o crescimento da intermediação bancária, que, em sistemas bancários menos eficientes, implica em spreads (diferença entre taxa de captação e taxa de empréstimo de uma instituição financeira) muito altos, desestimulando poupadores (que no caso emprestariam a baixas taxas) e tomadores (em tomariam emprestado a altas taxas) de empréstimos, comprometendo, assim, o crescimento da atividade produtiva do país.

2.3 Evolução histórica do crédito

Para PERERA (1998), as primeiras operações de crédito somente foram encontradas na Grécia e em Roma. Instituições bancárias surgiram inicialmente em Roma, relacionada com as atividades dos cambistas que se aproveitavam da diversidade de moedas existentes na época para fazerem trocas entre elas, tirando sempre vantagens nessas operações.

Segundo CHAIA (2003), inicialmente na Europa Medieval banqueiros cobravam pequenas taxas de seus clientes devido ao custo associado para guardar o dinheiro. Entretanto, não demorou muito aos banqueiros perceberem que poderiam obter maior rentabilidade se emprestassem esse dinheiro a outros. Desta maneira, a fim de atrair maior número de depositantes os banqueiros começaram a pagar pequena remuneração aos depositantes pelo “aluguel” de seus recursos (taxa

de juros). Assim, os bancos pagavam taxas aos seus depositantes e cobravam taxas maiores dos tomadores de empréstimos, ficando com a diferença (hoje conhecida como taxa de juros).

A doutrina cristã, durante a Idade Média, não incentivou as atividades de crédito, considerando proibidos os juro cobrados sobre os empréstimos. Todavia é importante salientar a distinção entre juros e usura. Para a Igreja Católica, os juros eram também considerados usura uma vez que no vencimento do empréstimo era cobrado um montante maior do que foi efetivamente fornecido pela instituição financeira.

A palavra latina *usura* significa “uso de qualquer coisa”. Já a palavra latim *interisse* que foi desenvolvida na forma moderna *interesse* (ou *interest* em inglês) significa “estar perdido”. Assim, a palavra *interisse* (juro) pode ser considerada como compensação devida ao credor pelo empréstimo ou perda da utilização do bem (que ocorre quando se emprestam recursos a devedores). O juro pode ser então entendido como o aluguel de fundos emprestados pago pelo tomador ao concessor de crédito.

Apesar da Igreja sempre manter posição contrária à cobrança de juros em atividades de crédito, na época das grandes navegações a restrição foi reduzida, pois a categoria burguesa da época desejava também participar dos empreendimentos financiados das grandes navegações. Ao decorrer do tempo, com desenvolvimento do capitalismo, a restrição às operações de crédito imposta pela Igreja foi perdendo força, sendo até em determinadas situações aprovadas pela Igreja.

Com o crescimento das atividades de crédito bancárias, começou a surgir o crédito comercial, negociado entre empresas. Essa nova atividade de crédito tinha como objetivo inicialmente a ajuda mútua financeira entre comerciantes para evitar possíveis faltas de produtos e/ou financiar a aquisição de novos produtos. Entretanto, essas operações foram perdendo com o tempo o caráter de ajuda mútua para incentivar e alavancar os negócios e foram se tornando atividades mercantis com o objetivo único de obtenção de lucro.

Com o desenvolvimento do crédito comercial, os comerciantes começaram a oferecer vendas financiadas a todos os seus compradores (inclusive aqueles localizados em regiões mais distantes), cobrando uma taxa de juros sobre o valor “à vista” da mercadoria. Visando reduzir os riscos e custos de transporte dos recursos a serem recebidos pela venda a prazo entre localidades mais distantes, surgiu a “Letra Cambial”, um título de reconhecimento de dívida pelo comprador das mercadorias.

O advento das letras cambiais introduziu na época o chamado “mercado secundário de títulos de dívidas”. Os credores tinham a possibilidade de vender/comprar as letras cambiais de outros comerciantes se quisessem investir e/ou resgatar recursos.

Segundo PERERA (1998), as operações de crédito comercial não se restringiam somente a empresas. Existia também o que chamamos hoje de crédito ao consumidor. Apesar de não existir dados concretos que comprovem o início e desenvolvimento desta atividade creditícia, este tipo sempre existiu como forma de facilitar a venda de mercadorias (alavancagem da população).

2.4 *Rating* – Avaliação da capacidade creditícia

Para ASSAF NETO e SILVA (1997), a operação de crédito é definida como o compromisso do tomador de recursos de honrar o pagamento de recursos junto ao provedor do crédito. A incerteza quanto à veracidade do compromisso tem levado instituições financeiras a elaborarem modelos mais sofisticados para estimar a chance de não pagamento do devedor.

Este item tem por objetivo apresentar o principal parâmetro de avaliação da capacidade creditícia de devedores utilizado por instituições financeiras; o *rating* (classificação de risco de crédito).

No contexto do processo de globalização, o *rating* apresenta-se como uma linguagem universal que aborda a segurança financeira de qualquer título de dívida, depósito ou de uma empresa propriamente dita. O objeto tratado pelo *rating* é a probabilidade de *default* (ou ainda probabilidade de inadimplência), que pode referir-se a uma empresa, um papel (título de dívida) ou uma operação (financeira) estruturada. Entende-se como *default* ou inadimplência o não pagamento pontual, incluindo-se atrasos e repactuações forçadas.

Resumindo o conceito de *rating* em uma única frase, pode-se dizer que é uma opinião sobre a capacidade de um país ou uma empresa saldar seus compromissos financeiros. A avaliação é feita por empresas especializadas - agências de classificação de risco - que emitem notas, expressas na forma de letras e sinais aritméticos, que apontam para o maior ou menor risco de ocorrência de um *default*.

Hoje no mercado existem algumas empresas certificadas (“agências de *rating*”) que prestam serviço de classificação de qualidade (ou risco) de crédito para empresas, títulos de crédito ou operações estruturadas de crédito. Dentre as três mais importantes estão: (i) *S&P (Standard & Poor's)*, (ii) *Moody's Investors Service* e (iii) *Fitch IBCA*. As duas primeiras são as maiores dos Estados Unidos.

Para proceder a uma classificação de risco de crédito, 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.

A classificação envolve também avaliação de garantias e proteções (“*hedge*”) contra riscos levantados e o fator “tempo” influencia consideravelmente a definição do *rating*, tendo em vista que maiores horizontes implicam em maior imprevisibilidade. Desta forma, uma mesma empresa pode apresentar títulos de dívida com diferentes notas, de acordo com as garantias oferecidas, prazos estabelecidos, dentre outras características.

No universo da classificação de riscos não é esperado uma recusa generalizada por papéis com notas mais baixas. As informações das agências de *rating* são utilizadas para equilibrar portfólios com diversos tipos de papéis. Para isso, o investidor conta com títulos classificados com notas máximas e taxas mínimas de retorno, passando pelos que apresentam maiores riscos e oferecem prêmios mais atraentes e ainda aqueles que nem mesmo são classificados (*junk bonds*), mas embutem as maiores taxas (devido a maiores prêmios de risco de crédito).

Através da combinação de diversos tipos de informações as agências de *rating* oferecem aos investidores classificações imparciais que representam, em suma, a probabilidade de *default*. Cabe ao investidor elaborar sua carteira de acordo com o retorno pretendido e o nível de risco que está disposto a correr.

As classificações das agências de *rating* são dadas através de “notas” qualitativas. Por exemplo, o *rating* dado pela S&P pode variar de AAA a D (AAA, AA, A, BBB, B, ... , CCC, CC, C, D), onde a nota AAA representa o menor risco de crédito (qualidade de ativos superior, excelente capacidade de endividamento e cobertura; excelente gestão, com profundidade; a empresa é líder de mercado e tem acesso a mercado de capitais) e D representa o pior risco (perda total esperada; ativo incobrável ou de tão pouco valor que não justifica sua classificação como ativo efetivo; entretanto tal poderá ter algum “valor de recuperação”, através de processos de recuperação judicial parcial no futuro).

A Tabela 1 abaixo sumariza as escalas de *ratings* globais das principais agências de avaliação de qualidade de crédito que existem hoje no mercado (*Moody's*, *S&P* e *Fitch*).

Tabela 1: Escala de *ratings* globais das agências de *rating*

Moody's	Fitch Ratings	Standard & Poor's	Significado
Aaa	AAA	AAA	Mais alta qualidade
Aa	AA	AA	Alta qualidade
A	A	A	Qualidade média(alta
Baa	BBB	BBB	Qualidade média
Ba	BB	BB	Predominantemente especulativo
B	B	B	Especulativo, baixa classificação
Caa	CCC	CCC	Inadimplimento próximo
C	C	C	Mais baixa qualidade, sem interesse
	DDD	DDD	Inadimplente, em atraso, questionável.
	DD	DD	Inadimplente, em atraso, questionável.
	D	D	Inadimplente, em atraso, questionável.

Fonte: Standard & Poor's, Moody's e Fitch Ratings.

O *rating* surgiu no Brasil com a criação da *SR Rating*, em 1993. O mercado financeiro brasileiro conta com uma escala local de notas que são geralmente mais altas do que as notas globais, embora não comparáveis internacionalmente. Tendo em vista que emitir um parecer com base apenas na escala local não nos diz muito para fins de precificação, a *SR Rating* atribui notas local e global em suas classificações de qualidade de crédito.

2.5 Risco

O termo *risco*, tal qual o conhecemos atualmente, apenas surgiu na Modernidade. Na Idade Média o termo « *riscium* » era utilizado em contextos altamente específicos de trocas e problemas legais de perda e dano na comercialização de alto mar ^[49]. No século XVI os termos « *rischio* » e « *riesgo* » eram utilizados, ambos derivados da palavra árabe « *قِزْر* » (« *rizk* ») significando « procurar prosperidade ». Estes termos foram introduzidos na Europa Continental através da interação com comerciantes do Oriente Médio e das nações árabes do

Norte da África. Na língua inglesa, o termo « *risco* » (« *risk* ») apareceu apenas no século XVII e, ao que tudo indica, foi importado da Europa Continental. Quando a terminologia « risco » finalmente se consolidou, ela substituiu a antiga noção que pensava « em termos de boa ou má sorte ».

A abordagem científica de risco penetrou o ramo financeiro na década de 80, quando os **derivativos financeiros** proliferaram. Esta abordagem se difundiu no meio profissional em geral na década de 90, quando o poder da computação pessoal (PC) permitiu o processamento de grandes quantidades de dados e números.

Hoje em dia o termo « risco » é visto como um termo que denota a probabilidade de ocorrência eventualidades específicas. Tecnicamente a noção de risco é independente da noção de valor e, portanto, tais eventualidades podem ter consequências benéficas ou maléficas.

Segundo LUHMANN (1996), « risco » pode ser definido como « a ameaça ou probabilidade de uma ação ou evento poder, benéfica ou maleficamente, afetar a habilidades de uma organização atingir seus objetivos ». Ou seja, risco pode ser entendido como a « incerteza do resultado », tanto no contexto da procura de uma oportunidade futura positiva, como no contexto da existência de uma ameaça negativa que impede a obtenção de objetivos presentes de uma organização.

Para ERNESTO FERNANDO (2003), abordagens mais comuns de risco permitem **resumir o risco** como:

- Incerteza ;
- Chance ou possibilidade de perda ;
- Dispersão ou probabilidade de perda em relação a resultados esperados (históricos ou prometidos).

O **cálculo de risco financeiro** pode ser ainda entendido como a tentativa de medição do grau de incerteza na obtenção do retorno esperado em uma determinada aplicação financeira realizada.

Na maioria das definições de risco está presente o conceito de indeterminação ou incerteza de resultados. Ao conhecer-se de antemão (conhecer seu resultado futuro na data presente) o resultado de uma aplicação financeira, mesmo que este resulte em perda total, não se incorre risco nenhum. A possibilidade de perda ou de resultados inesperados deve estar implícita em uma abordagem de risco abrangente.

Para EMERY e FINNERTY (1997), risco é « *a mensuração da variabilidade e a mensuração da possibilidade de um resultado negativo* ».

As diferenças nas causas de perda ou ganho (em uma aplicação financeira, por exemplo) e seus efeitos levam a definições de diferentes classificações de risco. A classificação dos tipos de risco (na sua grande maioria com foco nos riscos do mercado financeiro moderno) é tópico do próximo item deste relatório.

2.6 Principais tipos de risco financeiro

Os riscos financeiros incorridos diariamente por instituições financeiras podem ser divididos em quatro grandes grupos:

- Risco de mercado;
- Risco operacional;
- Risco de crédito; e
- Risco legal.

Os subitens que seguem definem e explicitam separadamente cada um dos tipos de risco supracitados.

2.6.1 Risco de Mercado

Risco de Mercado é aplicado somente a ativos com bastante liquidez (aqueles que, uma vez adquiridos, podem ser vendidos ou revendidos facilmente no mercado secundário sem perda de valor). Desta maneira, este tipo de risco depende do comportamento do preço do ativo negociado em condições de mercado (de pura ou quase pura concorrência, sujeito à lei da oferta e da procura).

O Risco de Mercado pode ser dividido em quatro grades tipos de risco de mercado:

- Risco do mercado acionário (bolsa de valores);
- Risco do mercado de câmbio;
- Risco do mercado de taxa de juros;
- Risco do mercado de commodities.

O risco de um determinado ativo financeiro pode ser tanto descrito através de somente um dos tipos de risco supracitados como também dos quatro simultaneamente.

É importante aqui salientar que o risco de mercado somente é mensurável para ativos com bastante liquidez (aqueles que são facilmente negociados no mercado secundário) e que apresentam um histórico completo de preços negociados no mercado, como uma ação da Petrobrás, por exemplo.

2.6.2 Risco Operacional

Riscos operacionais estão atrelados a falhas de sistemas técnicos, de informação ou de monitoramento de regras e controle de operações. Também estão atrelados a este tipo de risco falhas de gerenciamento e erros humanos.

O Risco Operacional pode ser subdividido ainda em três grandes áreas:

- **Risco Organizacional.** É o risco atrelado a uma organização ineficiente, administração inconsistente e sem objetivos bem definidos. Normalmente organizações sujeitas a este tipo de risco apresentam fluxos de informações internas e externas precárias, responsabilidades mal definidas, fraudes, etc.
- **Risco de operações.** É o risco técnico atrelado a problemas de sistemas técnicos (como problemas de sobrecarregamento de sistemas elétricos, de telefonia, etc.). Geralmente organizações que apresentam problemas técnicos têm sistemas de monitoramento de riscos operacionais deficientes.
- **Risco de pessoal.** É o risco atrelado a funcionários não qualificados, com baixo nível de instrução e sem ambição de ascensão em sua carreira profissional.

2.6.3 Risco Legal

As instituições estão sujeitas a vários tipos de riscos legais. Este tipo de risco está atrelado a possíveis perdas quando um contrato assinado com uma segunda parte não pode ser cumprido por alguma razão. Ainda podem ser incluídos neste tipo de risco avaliações errôneas de preços de ativos e passivos decorrentes de documentações mal elaboradas ou incorretas; falta de representatividade por parte de um negociador, entre outras causas.

2.6.4 Risco de Crédito

O Risco de Crédito é o risco atrelado a uma transação financeira onde uma parte concede recursos (o doador do crédito, ou credor) a uma segunda parte (tomador do crédito, ou devedor). O Risco de Crédito, em termos simples, é a probabilidade da primeira parte (o credor) não receber os recursos concedidos à segunda parte em uma data futura pré-estabelecida (vencimento do crédito). O Risco de Crédito está, portanto, estritamente correlacionado com a incerteza em relação ao retorno previsto por parte do doador do crédito.

Para CAOUETTE ET AL (2000), “se o Crédito pode ser definido como a expectativa de recebimento de uma soma de dinheiro em um prazo determinado, então Risco de Crédito é a chance que esta expectativa não se concretize”.

Para BESSIS (1998), o Risco de Crédito apresenta duas dimensões: a quantidade do risco e a qualidade do risco. A esfera da quantidade representa o montante total que pode ser perdido nas operações de crédito (que não precisa estar necessariamente atrelado a um crédito concedido a um mau pagador), enquanto a esfera da qualidade refere-se à probabilidade de perda financeira em uma operação de crédito – quanto menor é probabilidade, maior é a qualidade do crédito.

Uma abordagem mais específica do Risco de Crédito relaciona este tipo de risco a uma medida de incerteza relacionada ao recebimento de um valor compromissado descontadas as expectativas de recuperação (da parte tomadora do crédito) e execução de garantias (concedidas pelo tomador na concessão do crédito).

O Risco de Crédito pode, ainda, ser subdividido nos seguintes tipos de risco:

- **Risco de Inadimplência.** É o risco que se refere à perda pela incapacidade, da parte tomadora do crédito, de pagamento de um empréstimo. Este tipo

de risco é a essência do Risco de Crédito.

- **Risco de Concentração de Crédito.** É o risco atrelado a não diversificação das operações de créditos concedidas por uma instituição financeira. Por exemplo, se uma instituição financeira concede crédito somente a um setor da economia e em um determinado momento este setor inteiro entra em recessão (com dificuldades de geração de caixa e, conseqüentemente, dificuldades de pagamento de dívidas), a instituição financeira que concedeu o crédito pode perder a totalidade dos recursos emprestados a este setor.
- **Risco de Degradação do Crédito.** É o risco atrelado à perda pela degradação das qualidades creditícias do tomador do empréstimo (ou emissor de títulos de crédito), levando a uma diminuição no valor de mercado dos “títulos de crédito”.
- **Risco Soberano.** É o risco atrelado à probabilidade de não pagamento por parte do tomador, que se localiza em um país diferente do credor, devido a restrições impostas por seu país. Como exemplo podemos citar os títulos de dívida pública de países politicamente instáveis (cujas probabilidades de decreto de moratória – o não pagamento da dívida – é maior).
- **Risco de Degradação de Garantias.** Refere-se ao risco incorrido pelo credor de perdas devido a degradações das garantias oferecidas pelo tomador. Por exemplo, perda de valor de um automóvel oferecido como garantia devido a um acidente de trânsito. Neste caso, se houver necessidade de execução da garantia oferecida pelo tomador, o valor final no ativo de garantia será menor que aquele estipulado na concessão do crédito.

3 MODELOS DE AVALIAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO

Este capítulo tem por objetivo fazer uma apresentação detalhada dos modelos mais elaborados de gestão de risco de crédito utilizados por instituições internacionais de grande porte.

Em geral os modelos de risco de mensuração do crédito levam em consideração características dos devedores e as condições macroeconômicas e de mercado do momento, conforme ilustrado na figura abaixo:

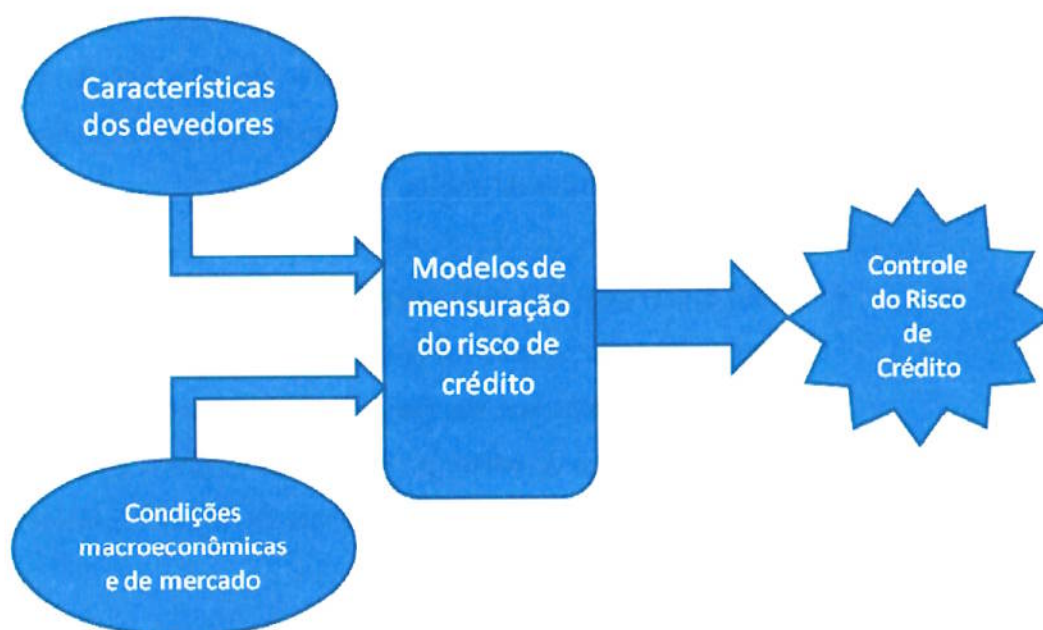


Figura 1: Esquema geral do controle do risco de crédito

As “**Características dos devedores**” são os parâmetros que as instituições financeiras assumem e que representam a capacidade creditícia do cliente (qualidade do crédito ou capacidade de honrar as dívidas).

As “**Condições macroeconômicas e de mercado**” são parâmetros externos aos devedores que influenciam na percepção do credor de mudança da probabilidade de inadimplência do devedor. São em geral variáveis macroeconômicas e de mercado (taxa de juro, câmbio, inflação, entre outras).

Existem hoje no mercado alguns modelos de mensuração do risco de crédito que partem de uma abordagem quantitativa semelhante à Gestão do Risco de Mercado. Estes modelos procuram estabelecer técnicas matemáticas que apuram o valor da perda potencial de uma carteira ou operação de crédito associada a um determinado intervalo de tempo e um grau de confiança estatística (intervalo de confiança).

Segundo SAUNDERS (1999), os modelos de mensuração do Risco de Crédito são:

- **KMV:** Modelo desenvolvido pela KMV Corporation. Está baseado na abordagem da avaliação de ativos de crédito com base na teoria de opções.
- **CreditMetrics:** Modelo desenvolvido pelo banco JPMorgan Inc. Está baseado na abordagem de migração da qualidade do crédito concedido (estritamente ligado ao “Risco de Degradação de Crédito” apresentado no capítulo anterior).
- **CreditRisk+:** Modelo desenvolvido pelo Credit Suisse Financial Products (CSFP). Está baseado na abordagem de Risco de Crédito através da abordagem atuarial.
- **CreditPortfólioView:** Modelo desenvolvido pela consultoria McKinsey. Modelo baseado na abordagem de impacto de variáveis econômicas na inadimplência do tomador do crédito (estritamente ligado ao “Risco de Inadimplência”).

Uma abordagem mais profunda de cada um destes modelos será feita para identificar as variáveis necessárias para aplicações destes modelos em instituições financeiras brasileiras de gestão de recursos de terceiros e, conseqüentemente, o grau de confiabilidade destes modelos. Nos subitens que seguem estão elaboradas descrições mais detalhadas acerca de cada um destes modelos.

3.1 CreditRisk+

Este modelo trata o **risco de *default*** (ou risco de inadimplência), ou seja, o risco do devedor não cumprir suas obrigações (no jargão financeiro costuma-se dizer risco da empresa “*defaultar*”). Os devedores são classificados em faixas de qualidade de crédito, cada qual associada a uma probabilidade de ocorrência de *default* (probabilidade de não pagamento de uma dívida). O modelo assume que todos os contratos de empréstimo são levados ao vencimento, ou seja, o pagamento ou o *default* ocorre apenas na data de vencimento do contrato de crédito. Eventos de *default* acarretam em uma perda equivalente ao valor integral do empréstimo, excluída a taxa de recuperação (percentual do valor total do contrato de crédito que pode ser recuperado, seja através de meios legais ou não).

O procedimento envolve ainda a estimação da distribuição de perdas da carteira de contratos de empréstimo. A partir desta distribuição, é possível calcular as perdas esperadas, as não esperadas, o valor em risco (*VaR* – “*Value at Risk*”) e o **capital econômico** da empresa detentora dos contratos de créditos (aquela que concedeu os recursos para o tomador).

O **capital econômico** é definido como o valor estimado para cobrir qualquer perda entre a esperada (montante de empréstimos ponderado pelas probabilidades de ocorrência de *default*) e o percentual desejado para a taxa de solvência (liquidez) do detentor. O modelo também permite realizar análises de cenários e diversas medidas de sensibilidade.

O fato da maioria das operações de empréstimo serem levadas até o vencimento e, principalmente, a inexistência de mercado secundário para contratos de crédito, sugere a utilização deste modelo para a mensuração do risco de uma carteira de crédito no mercado brasileiro. Por exemplo, a inexistência de mercado secundário dificulta a estimação dos spreads (montante de juros acima do juro “base” do país, cobrado em uma operação de crédito) aplicados sobre estes contratos, dificultando a utilização do modelo CreditMetrics.

O CreditRisk+ a inadimplência é modelada como variável contínua com uma distribuição de probabilidades. Uma analogia com o seguro residencial ilustra bem o objetivo do CreditMetrics. Suponhamos que temos uma carteira de residências seguradas contra incêndio. Quando toda carteira é assegurada, há uma pequena probabilidade que cada casa se incendeie, podendo a probabilidade de que cada casa se incendeie ser considerada como um evento independente. Assim, cada empréstimo individual (ou título de crédito de uma determinada empresa) é considerado como tendo uma pequena probabilidade de inadimplência e a probabilidade de inadimplência de cada empréstimo independe da inadimplência de outros empréstimos (hipótese necessária para aplicação do CreditRisk+). Estas hipóteses fazem com que a distribuição de inadimplência de uma carteira de empréstimos se pareça com a distribuição de *Poisson* (índice médio de inadimplência da carteira igual a sua variância).

Deve-se ressaltar que o CreditRisk+ não leva em consideração de maneira precisa a severidade da perda devido à inadimplência do devedor. Ou seja, leva em consideração desde a inadimplência total (não pagamento total da dívida) quando a inadimplência parcial (pagamento parcial da dívida). Devido a dificuldades de se medir a severidade individualmente empréstimo a empréstimo, elas são arredondadas e agrupadas em faixas distintas (inadimplência total; inadimplência de 75%; ...). Para SAUNDERS (1999) o foco do CreditRisk+ está na medida de perdas esperadas e não esperadas ao invés do valor esperado e mudanças não esperadas no valor total da carteira de crédito, como no modelo CreditMetrics. A grande vantagem do CreditRisk+ com relação a outros modelos é a pequena quantidade de dados necessários para aplicar o modelo.

O modelo CreditRisk+, por ser um modelo simples, de fácil aplicação, ainda apresenta como limitações:

- A metodologia supõe que não há risco de mercado;
- A metodologia ignora o fato de migrações de risco de crédito (mudança de *rating* de crédito de empresas) em qualquer período temporal, ou seja,

supõe-se que a exposição que o detentor possui para um determinado título de crédito é fixa, não depende de mudanças na qualidade de crédito.

Neste modelo o devedor é modelado por uma variável binária de inadimplência (ele é inadimplente ou não). O principal objetivo do modelo é a medição de perdas esperadas e inesperadas do portfólio de crédito. Os títulos de crédito são agrupados por faixa de exposição de modo que a distribuição de inadimplências pode ser aproximada por uma distribuição de Poisson de média μ . Para ARAGÃO et al (2002) a aplicação do CreditRisk+ somente seria válida supondo-se que as probabilidades de inadimplência individuais são pequenas e o número de títulos de crédito de empresas diferentes é alto. As probabilidades de inadimplência são modeladas através de uma distribuição Gamma, sendo que estas probabilidades possuem uma volatilidade que introduz o efeito de correlação do modelo, tornando possível o cálculo do risco da carteira de crédito como um todo (já levando em conta o efeito de diversificação do portfólio com diferentes títulos de crédito). Assim, a associação da distribuição Gamma com a Poisson nos permite chegar a uma distribuição de perdas da carteira como um todo.

Para CROUHY et al (2000), no modelo CreditRisk+ é ainda suposto que:

- Para um título de crédito a probabilidade de inadimplência em um dado período é a mesma para qualquer outro período;
- Para um grande número de títulos de crédito de um portfólio, a probabilidade particular de inadimplência de um determinado devedor é pequena e o número de inadimplências em um período determinado é igual ao número de inadimplências em qualquer outro período.

A grande vantagem do CreditRisk+ é a sua fácil aplicabilidade, com expressões matemáticas fechadas atrativas à implementação computacional, além necessitar pequena quantidade de dados de entrada. Por outro lado, sua maior limitação é que CreditRisk+ não é um modelo de *VaR* (“*Value-at-Risk*” ou valor em risco), se concentrando apenas em perdas totais de valores e não em mudança

de valor (devido a mudança da qualidade de crédito). Pode-se assim dizer que o CreditRisk+ é um modelo de inadimplência (“*default model*”) e não um modelo de marcação a mercado (“*mark-to-market*”) devido a mudança da percepção da qualidade de crédito do portfólio.

3.1.1 Estrutura do CreditRisk+

A estrutura do CreditRisk+ está ilustrada na figura abaixo:

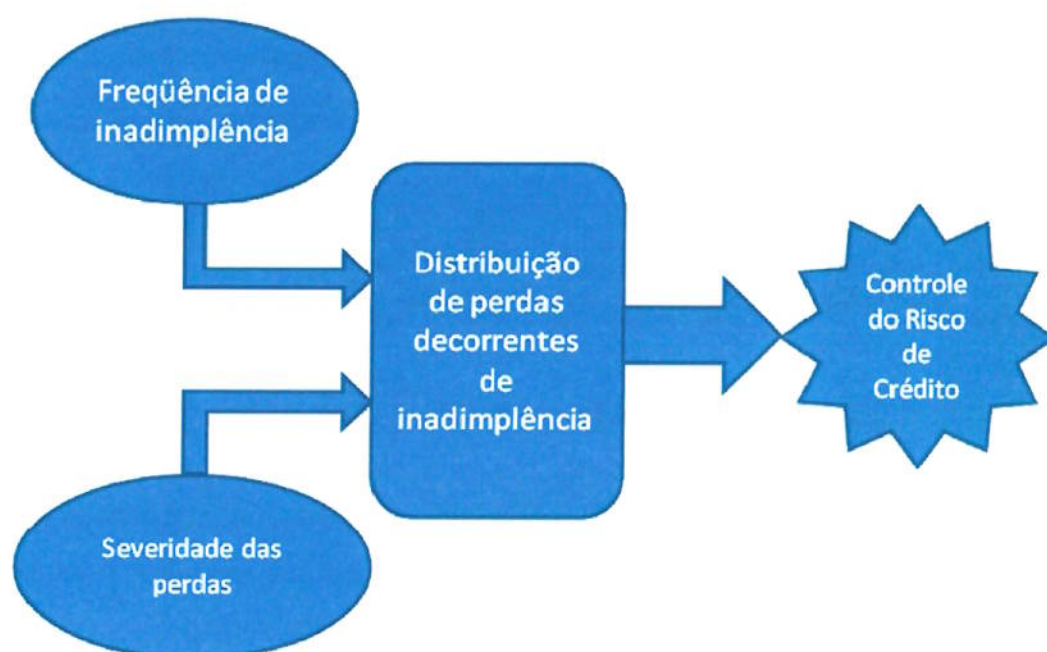


Figura 2: Estrutura do CreditRisk+

As frequências de inadimplência e a severidade das perdas são os dois tipos de incertezas modeladas no modelo, produzindo a distribuição de perdas do portfólio de crédito.

3.1.2 Função Geradora de Probabilidade (FGP)

Como explicado anteriormente, o CreditRisk+ modela apenas dois estados para um devedor A: (i) ele “*defaulta*” com probabilidade P_A ou (ii) não “*defaulta*” como probabilidade $1 - P_A$. A distribuição de probabilidade do número de *defaults*, durante um período de tempo pré-estabelecido (1 ano por exemplo), segundo a publicação do Credit Suisse de 1997, é bem representada pela distribuição de Poisson:

$$P(n \text{ defaults}) = \frac{\mu^n e^{-\mu}}{n!} \quad \text{para } n = 1, 2, 3, \dots \quad (3.1)$$

onde:

μ = média de número de *defaults* por ano

$\mu = \sum_A P_A$, onde P_A é a probabilidade do devedor “A” *defaultar*.

O número anual de *defaults*, n , é uma variável estocástica de média μ e variância também μ . A distribuição de Poisson possui a propriedade de ser totalmente determinada a partir de um único parâmetro, μ .

Por exemplo, se nós assumirmos $\mu = 3$, então a probabilidade de não haver de *default* em 1 ano é:

$$P(0 \text{ default}) = \frac{3^0 e^{-3}}{0!} = 0,05 = 5\%$$

¹ Em um portfólio existe um número finito de devedores, diremos m , portanto a distribuição de Poisson que descreve a probabilidade de n *defaults* para $n = 1, 2, \dots, \infty$, é apenas uma aproximação. Entretanto se o número de devedores é grande o suficiente, a soma das probabilidades de $n+1$, $n+2$, ... *defaults* é desprezível.

e a probabilidade de haver 3 *defaults* é:

$$P(3 \text{ defaults}) = \frac{3^3 e^{-3}}{3!} = 0,224 = 22,4\%$$

Devemos esperar, portanto, que o desvio padrão da distribuição do número de *defaults*, seja a raiz quadrada da média. Entretanto, observa-se que o número médio de *defaults*, em alguns momentos, não descreve corretamente o número real de *defaults*. Isto não é surpreendente, uma vez que mesmo o número de *defaults* em um varia consideravelmente ao decorrer do tempo. De fato, o próprio número médio de *defaults* pode ser considerado como um parâmetro que varia com o tempo e com o estado da economia no momento.

Ainda assim a distribuição de Poisson pode ser utilizada para representar o processo de *default*, mas com a hipótese adicional que a própria média do número de *defaults*, μ , é estocástica com média μ e desvio padrão σ_μ .²

Esta hipótese (considerar a própria média de *defaults* uma variável estocástica) torna a distribuição de *defaults* mais larga e com cauda direita grossa. A Figura 3 abaixo mostra o efeito de considerar a variabilidade (volatilidade) do número médio de *defaults*:

² O CreditRisk+ assume que a média de *defaults* é uma distribuição Gamma. A volatilidade do valor médio de *defaults* pode também refletir a influência de correlações de *defaults* das empresas bem como os fatores macroeconômicos utilizados na modelagem (como, por exemplo, a mudança da taxa de crescimento da economia, que pode afetar a correlação entre os eventos de *default*).

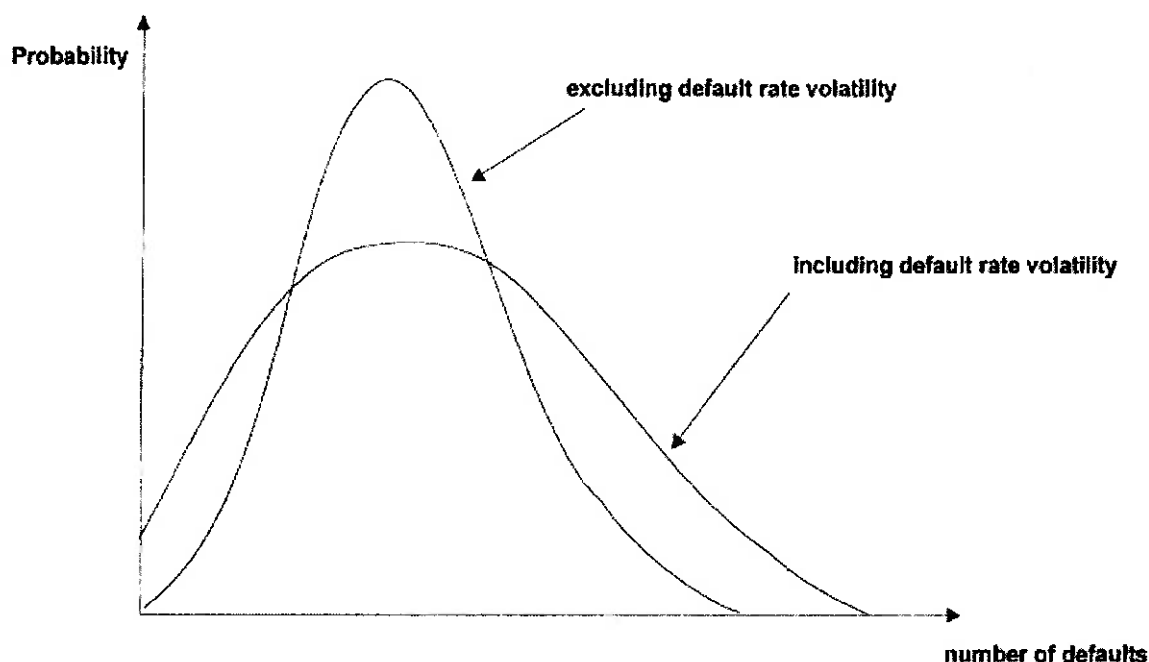


Figura 3: Distribuição do número de *defaults* (fonte: CreditRisk+, Credit Suisse)

A inclusão da volatilidade do número de *default* no modelo alarga a distribuição, aumentando a probabilidade de números de *defaults* “extremos” (caudas mais grossas).

3.1.3 Severidade das Perdas

No evento de *default* de um devedor, a contraparte incorre uma perda igual ao valor da dívida (a exposição, i.e., o valor precificado da dívida no momento do *default*) menos o valor de recuperação do título de dívida.

No CreditRisk+ a exposição a cada devedor é ajustada por uma taxa de recuperação a fim de calcular a perda esperada devido a um *default* de um devedor qualquer. Estas exposições ajustadas são externas ao modelo, e são independentes do risco de mercado e de transições de qualidade de crédito.

3.1.4 Distribuição de perdas de *default* de um portfólio

A fim de derivar a distribuição de perdas de um portfólio devido a *defaults* (falência ou inadimplência de empresas devedoras) para um portfólio bem diversificado, as perdas (ajustadas com as taxas de recuperação - “*recovery rates*”) são divididas em categorias, com o nível de exposição em cada categoria aproximado por um número único.

Exemplo (fonte: artigo do CreditRisk+, Credit Suisse, 1997). Suponhamos que um banco detenha um portfólio de títulos de dívidas e empréstimos de 500 devedores diferentes, com exposições entre \$ 50 000 e \$ 1 milhão.

Tabela 2: Notação dos parâmetros no CreditRisk+

	Notação
Devedor	A
Exposição	L_A
Probabilidade de <i>default</i>	P_A
Perda esperada	$\lambda_A = L_A \times P_A$

Obs: No CreditRisk+ as exposições são os valores futuros das dívidas multiplicados pela taxa de ajustada de *default* (já descontada da taxa de recuperação).

Na tabela abaixo estão apresentadas as exposições para os seis primeiros devedores:

Tabela 3: Exposição para os seis primeiros devedores (exemplo do CreditRisk+)

Devedor A	Exposição (perda esperada) L_A	Exposição (em \$ 100 000)	Exposição arredondada v_j	Categoria j
1	150,000	1.5	2	2
2	460,000	4.6	5	5
3	435,000	4.335	5	5
4	370,000	3.7	4	4
5	190,000	1.9	2	2
6	480,000	4.8	5	5

A unidade de exposição é assumida como sendo $L = \$ 100000$. Cada banda j , $j = 1, \dots, m$, com $m = 10$, tem uma média de exposição: $v_j = \$ 100000 \times j$.

No modelo cada banda é vista como um portfólio independente de empréstimos e títulos de dívida, para as quais nós introduzimos a seguinte notação:

Tabela 4: Notação para exposição, perda esperada e número esperado de *defaults* no CreditRisk+

	Notação
Exposição média da categoria j em unidades de L	v_j
Perda esperada na categoria j em unidades de L	ε_j
Número esperado de <i>defaults</i> na categoria j	μ_j

Por definição, nós temos:

$$\varepsilon_j = v_j \times \mu_j$$

$$\text{Portanto } \mu_j = \varepsilon_j / v_j \quad (3.2)$$

Denotaremos ε_A a perda referente ao devedor A em unidades de L , isto é,

$$\varepsilon_A = \lambda_A / L$$

Assim, a perda esperada, em um período de 1 ano, na categoria j , ε_j , em unidades de L , é apenas a soma das perdas esperadas dos devedores classificados na categoria j , isto é:

$$\varepsilon_j = \sum_{A: v_A = v_j} \varepsilon_A.$$

Da equação (3.2), nós obtemos que o número esperado de *defaults* por ano na categoria j é:

$$\mu_j = \frac{\varepsilon_j}{v_j} = \sum_{A: v_A = v_j} \frac{\varepsilon_A}{v_j} = \sum_{A: v_A = v_j} \frac{\varepsilon_A}{v_A}.$$

A tabela abaixo apresenta um resumo dos principais resultados destes cálculos:

Tabela 5: Resumo dos principais resultados do exemplo de aplicação do CreditRisk+

Categoria j	Número de devedores	ε_j	μ_j
1	30	1.5	1.5
2	40	8	4
3	50	6	2
4	70	25.2	6.3
5	100	35	7
6	60	14.4	2.4
7	50	38.5	5.5
8	40	19.2	2.4
9	40	25.2	2.8
10	20	4	0.4

Para obter a distribuição de perdas total do portfólio, devemos proceder aos seguintes passos:

Passo 1: função geradora de probabilidade para cada categoria.

Cada categoria é vista como um portfólio com suas próprias exposições. A função geradora de probabilidade para cada banda é por definição:

$$\begin{aligned} G_j(z) &= \sum_{n=0}^{\infty} P(\text{perda} = nL) z^n = \sum_{n=0}^{\infty} P(n \text{ defaults}) z^{nv_j} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\mu^n e^{-\mu}}{n!} z^n \\ &= e^{-\mu} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(\mu z)^n}{n!} = e^{-\mu} e^{\mu z} = e^{\mu(z-1)} \end{aligned}$$

onde as perdas são expressas em unidades de exposição L .

Demonstra-se que a média de número de *defaults* desta distribuição é:

$$E[n] = \frac{d(G(z))}{dz} \Big|_{z=1} = \mu \mathbf{e}^{\mu(z-1)} \Big|_{z=1} = \mu$$

e que a variância é:

$$Var[n] = \frac{d^2(G(z))}{dz^2} \Big|_{z=1} - E^2[n] + E[n] = \mu^2 - \mu^2 + \mu = \mu$$

Uma vez que foi assumido que o número de *defaults* segue uma distribuição de Poisson, então:

$$G_j(z) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{e^{-\mu_j} \mu_j^n}{n!} z^{nv_j} = \exp \{-\mu_j + \mu_j z^{v_j}\} \quad (3.3)$$

Para obter a distribuição de perdas para o portfólio inteiro, nós procedemos ao método descrito no segundo passo:

Passo 2: função geradora de probabilidade para o portfólio inteiro.

Uma vez que foi assumido que cada banda é um portfólio com exposições próprias, a função geradora de probabilidades para o portfólio inteiro é apenas o produto das funções geradoras de probabilidade de cada banda:

$$G(z) = \prod_{j=1}^m \exp \{-\mu_j + \mu_j z^{v_j}\} = \exp \left\{ -\sum_{j=1}^m \mu_j + \sum_{j=1}^m \mu_j z^{v_j} \right\}, \quad (3.4)$$

onde $\mu = \sum_{j=1}^m \mu_j$ denota o número de *defaults* esperado para o portfólio como um todo.

Passo 3: Distribuição de perdas para o portfólio inteiro

Dada a função geradora de probabilidades (3.4), a distribuição de perdas é obtida diretamente:

$$P(\text{perda de } nL) = \frac{1}{n!} \frac{d^n G(z)}{dz^n} \Big|_{z=0} \text{ para } n = 1, 2, \dots,$$

3.1.5 Extensões do modelo

O CreditRisk+ propõe várias extensões para o modelo apresentado anteriormente. O modelo pode ser facilmente estendido para uma modelagem levando em consideração diferentes horizontes de tempo. A variabilidade de taxas de *default* pode ser assumida como resultado de um número de fatores que representam um setor de atividade da economia. Cada fator k é representado por uma variável aleatória, X_k , que representa o número de *defaults* no setor k , e sua distribuição é assumida como sendo uma distribuição Gamma. A taxa de *default* média para cada devedor é então suposta ser linear em função dos fatores X_k , que são considerados independentes (correlação zero para todas combinações de pares de fatores).

Em todos os casos o CreditRisk+ desenvolve uma solução analítica para a distribuição de perdas de um portfólio, o que torna o método muito atrativo sob o ponto de vista de implementação computacional.

3.1.6 Vantagens e limites do CreditRisk+

A grande vantagem do CreditRisk+ é o fato do modelo seer facilmente implementando. Primeiro, as expressões de distribuição de perdas de um portfólio são expressões em forma fechada, o que torna o CreditRisk+ computacionalmente

atrativo. Além disso, contribuições de risco marginal por devedor podem ser facilmente computadas no modelo. Segundo, o CreditRisk+ foca-se apenas no risco de *default*, o que requer pouca quantidade de entradas a serem obtidas/estimadas.

O CreditRisk+ apresenta a limitação de não levar em conta o risco de mercado. Além do mais, a principal desvantagem do CreditRisk+ é que seu modelo ignora o risco de migração de qualidade de crédito dos devedores, o que implica que a exposição para cada devedor é constante e não depende de eventuais mudanças de categoria de *rating* (mudança da qualidade creditícia do devedor) nem de futuras variações na taxa básica de juro. Mesmo em sua forma mais geral, onde a probabilidade de *defaults* depende de vários fatores estocásticos, as exposições ainda são constantes e não relacionadas com a variabilidade destes fatores.

3.2 CreditPortfolioView

O CreditPortfolioView é um modelo multi-variável utilizado para simular distribuições de probabilidades de inadimplência e, diferentemente do CreditRisk+, também de migração de qualidade de crédito (“migração de *rating*”) para várias faixas de *rating* (AAA, AA, A, BBB, BB, B, CCC, etc) em diferentes setores econômicos, condicionadas a fatores/variáveis macroeconômicas como taxa de desemprego, taxa de crescimento do PIB, nível da taxa de juros de longo prazo, câmbio, gastos governamentais e poupança total do país. Este modelo, portanto, é mais aplicável para títulos de dívidas de empresas cuja probabilidade de *default* é mais sensível ao ciclo econômico de crédito.

O modelo CreditPortfolioView é baseado na hipótese de que probabilidades de inadimplência de tomadores de crédito, assim como probabilidades de migração de qualidade de crédito, estão intimamente ligados à economia. Quando a economia piora, tanto a deterioração da qualidade de crédito das empresas como as inadimplências aumentam. Por outro lado, quando a

economia melhora, a qualidade de crédito melhora e o número de inadimplências diminui bastante.

Existem estudos no meio científico que comprovam que alterações de classificações de crédito (alteração da qualidade de crédito) de *bonds* (títulos de dívida comercializados normalmente em dólar no exterior) ou empréstimos dependem do estado macroeconômico local ou global da região onde o título foi emitido.

Em outras palavras, o ciclo de crédito segue estritamente junto ao ciclo econômico de um país. Uma vez que o estado da economia é, em sentido amplo, governado por variáveis macroeconômicas, o CreditPortfólioView propõe uma metodologia que correlaciona fatores macroeconômicos com probabilidades de inadimplência (*default*) e de alteração de qualidade de crédito (migração de *rating*).

O CreditPortfólioView pode ser aplicado em qualquer país, em diferentes setores da economia e diferentes classes de tomadores de crédito que reagem diferentemente ao ciclo da economia, como construção pesada, frigoríficos, telecomunicações, aviação, agricultura, etc, i.e., em uma determinada fase do ciclo econômico de um país, um setor da economia pode crescer enquanto outro setor pode entrar em recessão (setores com correlação de crescimento econômico negativo).

A metodologia do CreditPortfólioView elabora funções de probabilidade de inadimplência (P_t) de um determinado tomador de crédito em função de:

- Conjunto de variáveis macroeconômicas “ i ” no momento “ t ”, defasadas de um período pré-determinado “ j ” (X_{it-j});
- Fatores de choque para cada uma das variáveis macroeconômicas “ i ” consideradas no modelo, também expressas em função do tempo (E_{it})

Através da utilização de simulações utilizando a abordagem de Monte Carlo estruturada, podem ser gerados valores para V_t e E_{it} para períodos no futuro,

com mesma probabilidade observada em períodos históricos (no passado).

3.2.1 Modelo de inadimplência

Probabilidades de inadimplência são modeladas por funções onde a variável independente é um índice específico e especulativo de classificação de crédito de um país que depende do estado de variáveis macroeconômicas:

$$P_{j,t} = \frac{1}{1 + e^{Y_{j,t}}} \quad (3.5)$$

onde $P_{j,t}$ ³ é a probabilidade condicional de inadimplência no período t para empresas devedoras no país/setor j ; $Y_{j,t}$ é um índice macroeconômico derivado de um modelo multifator que será descrito posteriormente.

O índice macroeconômico, que descreve o estado da economia em cada país, é determinado pelo seguinte modelo:

$$Y_{j,t} = \beta_{j,0} + \beta_{j,1}X_{j,1,t} + \beta_{j,2}X_{j,2,t} + \dots + \beta_{j,m}X_{j,m,t} + v_{j,t}, \quad (3.6)$$

Onde:

- $Y_{j,t}$ é o valor do índice no período t , para o j -ésimo país/setor/empresa;
- $\beta_j = (\beta_{j,0}; \beta_{j,1}; \dots; \beta_{j,m})$ são coeficientes a serem estimados para o j -ésimo país/setor/empresa;
- $X_{j,t} = (X_{j,1,t}; X_{j,2,t}; \dots; X_{j,m,t})$ são valores de variáveis macroeconômicas no período t para o j -ésimo país/setor/empresa;
- $v_{j,t}$ é o termo de erro assumido como sendo independente de $X_{j,t}$ e normalmente distribuído, i.e.:

$$v_{j,t} \sim N(0, \sigma_j), \text{ and } v_t \sim N(0, \Sigma_v), \quad (3.7)$$

³ Notar que a função $P_{j,t}$ varia entre 0 e 1 (probabilidade de 100%).

Onde v_t denota o vetor de índices de inovação $v_{j,t}$, e Σ_v é a matriz de covariância $j \times j$ dos índices de inovação.

Existem variáveis macroeconômicas específicas para cada país. Quando dados são disponibilizados o modelo pode ser calibrado para cada setor econômico de um país. $X_{j,t}$ e $P_{j,t}$ são definidos para cada setor econômico e são calibrados de acordo com o coeficiente β_j .

A implementação aqui proposta leva em consideração que as variáveis macroeconômicas são modeladas como variáveis com ordem máxima 2, i.e.:

$$X_{j,i,t} = \gamma_{j,i,0} + \gamma_{j,i,1}X_{j,i,t-1} + \gamma_{j,i,2}X_{j,i,t-2} + e_{j,i,t}, \quad (3.8)$$

Onde:

- $X_{j,i,t-1}$ e $X_{j,i,t-2}$ são os valores defasados da variável macroeconômica $X_{j,i,t}$
- $\beta_j = (\beta_{j,0}; \beta_{j,1}; \dots; \beta_{j,m})$ são os coeficientes a serem estimados
- $e_{i,j,t}$ é o termo de erro normalmente distribuído com média 0 (zero), i.e.:

$$e_{j,i,t} \sim N(0, \sigma_{e_{j,i,t}}) \text{ and } e_t \sim N(0, \Sigma_e), \quad (3.9)$$

onde e_t denota o vetor dos termos de erros $e_{i,j,t}$ das equações $j \times i$, e Σ_e é a matriz de covariância $(j \times i) (j \times i)$ dos termos de erro e_t .

Para calibrar o modelo de inadimplência definido, é preciso resolver o seguinte sistema de equações:

$$\begin{aligned} P_{j,t} &= \frac{1}{1 + e^{-Y_{j,t}}}, \\ Y_{j,t} &= \beta_{j,0} + \beta_{j,1}X_{j,1,t} + \dots + \beta_{j,m}X_{j,m,t} + v_{j,t}, \\ X_{j,i,t} &= \gamma_{j,i,0} + \gamma_{j,i,1}X_{j,i,t-1} + \gamma_{j,i,2}X_{j,i,t-2} + e_{j,i,t}, \end{aligned} \quad (3.10)$$

Onde o vetor de choque econômico E_t é:

$$E_t = \begin{bmatrix} v_t \\ e_t \end{bmatrix} \sim N(0, \Sigma)$$

com:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_v & \Sigma_{v,e} \\ \Sigma_{e,v} & \Sigma_e \end{bmatrix},$$

onde $\Sigma_{e,\mu}$ e $\Sigma_{\mu,e}$ são as matrizes de correlação cruzadas.

Com o sistema (3.10) calibrado, é possível utilizar a decomposição de Cholesky ⁴ para Σ , i.e.:

$$\Sigma = AA'$$

para simular a distribuição de probabilidades de inadimplência. Primeiramente, definimos o vetor de variáveis aleatórias normalmente distribuídas $Z_t \sim N(0,1)$, onde cada componente é modelado pela distribuição normal reduzida $N(0,1)$. Assim, calculamos:

$$E_t = A'Z_t$$

que é o vetor dos termos de erros $\mu_{j,t}$ e $e_{j,e,t}$. Utilizando estas relações, pode-se chegar ao valor de $Y_{j,t}$ e conseqüente no valor de $P_{j,t}$.

⁴ Uma boa referência para a decomposição de Cholesky é Fishman (1997, p. 223).

3.2.2 Matriz condicional de migração (transição) de crédito

O ponto de partida é a matriz absoluta de transição de Markov, baseada na base de dados histórica da Moody's ou do Standard & Poors, que nós denotaremos aqui por $\mathcal{M}$.

Abaixo está apresentada uma matriz de transição de qualidade de crédito (com dados obtidos da agência de classificação S&P – Standard & Poor's):

Tabela 6: Matriz de transição: probabilidades de migração de *rating* de crédito em 1 ano (Fonte: Standard & Poor's Credit Week (15 de abril de 2996)

Initial rating	Rating at year-end (%)							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
AAA	90.81	8.33	0.68	0.06	0.12	0	0	0
AA	0.70	90.65	7.79	0.64	0.06	0.14	0.02	0
A	0.09	2.27	91.05	5.52	0.74	0.26	0.01	0.06
BBB	0.02	0.33	5.95	86.93	5.30	1.17	1.12	0.18
BB	0.03	0.14	0.67	7.73	80.53	8.84	1.00	1.06
B	0	0.11	0.24	0.43	6.48	83.46	4.07	5.20
CCC	0.22	0	0.22	1.30	2.38	11.24	64.86	19.79

A interpretação desta matriz pode ser feita da seguinte maneira:

- Analisemos a linha A (faixa ou “*rating*” de qualidade de crédito AAA). A probabilidade de uma empresa com *rating* AAA (ótimo pagador de dívidas) permanecer nesta mesma categoria é de 90,81%. A probabilidade desta empresa passar para a categoria AA (degradação da qualidade do crédito) é de 8,33% e assim por diante.
- É importante notar que o intervalo temporal é muito importante. No exemplo da matriz acima o intervalo analisado é de 1 ano.

Notem que a probabilidade de uma empresa de *rating* AAA “defaultar” (não pagar a dívida ou parte da dívida) é zero. É muito difícil uma empresa

considerada ótima pagadora de dívidas degradar muito sua capacidade de pagamento em apenas um ano.

Se o horizonte de tempo fosse maior, digamos 10 anos, esta probabilidade provavelmente não seria nula.

Probabilidades de mudanças de qualidade de crédito são ditas “absolutas”, pois são médias baseadas em mais de 20 anos de dados que cobrem diversos ciclos da economia em diversos setores econômicos.

Como discutido anteriormente, probabilidades de *default* são maiores em períodos de recessão econômica, assim como probabilidades de degradação de qualidade de crédito (transição para faixa inferior de qualidade de crédito). Ocorre exatamente o oposto em período de expansão econômica:

$$\frac{SDP_t}{\emptyset SDP} > 1 \text{ em recessão econômica} \quad (3.11)$$

$$\frac{SDP_t}{\emptyset SDP} < 1 \text{ em expansão econômica}$$

Onde SDP_t é a probabilidade de *default* simulada para um tomador de dívida e $\emptyset SDP_t$ a probabilidade de *default* absoluta (média histórica).

O CreditPortfolioView propõe a utilização de (3.11) para ajustar as probabilidades de migração em $\emptyset M$ para obter a matriz de migração, M , condicionada ao estado da economia:

$$M_t = M(P_{j,t} / \emptyset SDP)$$

onde o ajuste consiste no traslado e divisão da massa de probabilidade em estados de deterioração de qualidade de crédito e estados de *default* quando o coeficiente $P_{i,j} / \emptyset SDP$ é superior a 1, e vice-versa quando o coeficiente for inferior a 1.

Uma vez que é possível calcular $P_{j,t}$ para qualquer horizonte de tempo, para qualquer horizonte de tempo $t = 1, \dots, T$, o modelo pode gerar matrizes de migração multi-período:

$$M_t = \prod_{t=1, \dots, T} M(P_{j,t} / \emptyset SDP) \quad (3.12)$$

É possível simular a matriz de transição multi-período (3.12) várias vezes para gerar a distribuição condicional de *default* acumulada para qualquer *rating* (categoria de crédito) sobre qualquer período de tempo. Ainda é possível utilizar a metodologia de Monte Carlo para gerar as distribuições de migração acumuladas sobre qualquer intervalo de tempo.

3.2.3 Comentários finais sobre o CreditPortfólioView

O CreditPortfólioView, assim como o KMV que será apresentado posteriormente, baseiam-se no mesmo fato de que as probabilidades de *default* e de migração de qualidade de crédito variam no decorrer do tempo. CreditPortfólioView propõe uma metodologia que interliga variáveis macroeconômicas com probabilidades de *default* e de migração de qualidade de crédito. A utilização do modelo necessita de extensa fonte de dados confiável para cada país analisado e para cada setor/indústria deste país. Outra limitação do modelo é o método próprio do modelo para ajuste da matriz de migração de qualidade de crédito. Não é certo que a metodologia proposta pelo CreditPortfólioView seja melhor que um simples modelo Bayesiano onde a revisão das probabilidades baseariam-se na experiência acumulada pelo departamento de crédito de uma instituição financeira.

Para Aragão (2002), o modelo CreditPortfólioView baseia-se essencialmente na relação entre as probabilidades de inadimplência dos devedores e os fatores macroeconômicos, partindo-se de uma matriz de alteração da classificação da qualidade do crédito (apresentada na tabela abaixo). Assim, é possível estabelecer probabilidades de mudança de classificação mais elevadas em

períodos de recessão econômica geral (normalmente quando o fluxo de crédito freia repentinamente devido ao alto índice de inadimplência geral).

Existem algumas críticas relevantes com relação à utilização deste modelo, entre elas as principais são:

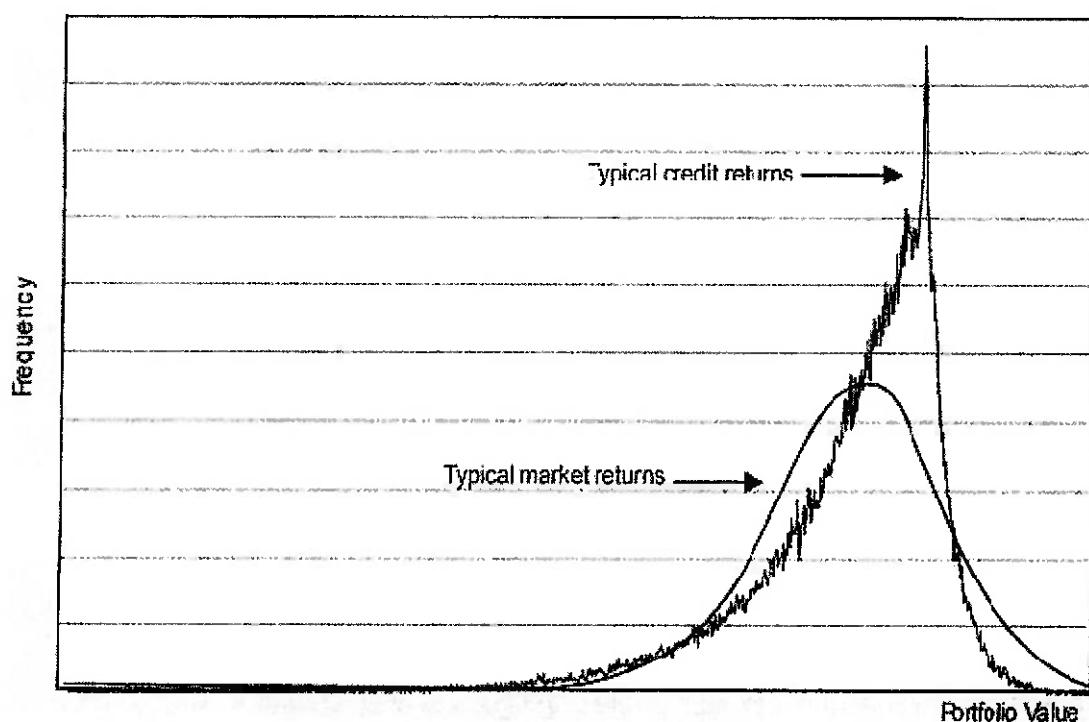
- Necessidade de grande quantidade de dados macroeconômicos e de mercado (taxas de juros, índices de bolsas de valores, spreads de crédito, índices de preços de commodities, etc).
- Eventos atípicos destroem as relações macroeconômicas existentes

3.3 CreditMetrics

O modelo **CreditMetrics** foi publicado em 1997 pelo banco JP Morgan. Ele é baseado na distribuição futura de mudança nos valores de um portfólio de títulos de dívidas corporativos em um horizonte de tempo pré-estabelecido, normalmente 1 ano. As mudanças de valores são calculadas através de probabilidades de transição (migração) de uma categoria de qualidade de crédito para outra (por exemplo, transição de uma empresa ou título de dívida do *rating* BBB para o *rating* C), bem como probabilidades de *default* (inadimplência).

Esta metodologia apresenta dois desafios principais: **(i)** primeiramente a distribuição de valor agregado do portfólio é longe de ser normal e **(ii)** o efeito de diversificação do portfólio de títulos de crédito é mais complexo que o efeito de diversificação considerando apenas o risco de mercado.

Para risco de mercado é normal assumir uma distribuição normal de mudança de valor total do portfólio, enquanto para risco de crédito este não é o caso, uma vez que as distribuições típicas de títulos de crédito são estreitas e com caldas curtas de grande espessura, como apresentado na figura abaixo:



Fonte: documento técnico do CreditMetrics

Figura 4: Comparação da distribuição de retornos de crédito e retornos de mercado

Como pode ser observado, o ganho de valor esperado por uma elevação na qualidade de crédito da empresa emissora do título de crédito é limitado, enquanto a perda de valor por uma deterioração da qualidade de crédito é substancial. A distribuição não pode, portanto, ser aproximada por uma normal (facilmente calculada através da média e variância dos dados disponíveis). O cálculo do *VaR* (*Value-at-Risk* ou Valor-em-Risco) para risco de crédito requer a simulação da distribuição total de mudanças de valor (ou distribuição de retornos) do portfólio de títulos de crédito.

Para medir o efeito de diversificação do portfólio, é preciso estimar as correlações nas mudanças/migrações de qualidade de crédito para todos pares de devedores. Entretanto estas correlações não são diretamente identificáveis. Assim, CreditMetrics baseia sua estimativa na probabilidade conjunta de retornos, que, por sua vez, resulta de uma hipótese simplificadora da estrutura de capital do devedor (tomador de crédito) e também na metodologia de cálculo de retorno de ações. Este é o ponto chave do CreditMetrics, que iremos desenvolver a seguir.

O CreditMetrics não se baseia em risco de mercado. A única incerteza no modelo é relativa à migração de crédito (mudança da qualidade de crédito), isto é, relativo ao movimento para cima ou para baixo no espectro de qualidade de crédito (que varia de AAA a CCC). Em outras palavras, o risco de crédito é analisado independentemente do risco de mercado, o que é, neste caso, uma limitação do modelo.

3.3.1 Sumário do CreditMetrics

A metodologia do CreditMetrics do banco JP Morgan pode ser resumida através da Figura 5, que mostra os dois “blocos-pilares” principais, i.e., *VaR* (“*Value-at-Risk*”) de crédito para um único título de dívida e *VaR* de crédito do portfólio como um todo, levando em consideração os efeitos de diversificação de portfólio. Existem ainda dois outros blocos auxiliares, “correlações”, que provém das correlações dos retornos dos ativos que são utilizadas para gerar a matriz conjunta de probabilidades de migração de crédito e “exposições”, que gera as exposições de derivativos, como *swaps* e opções.

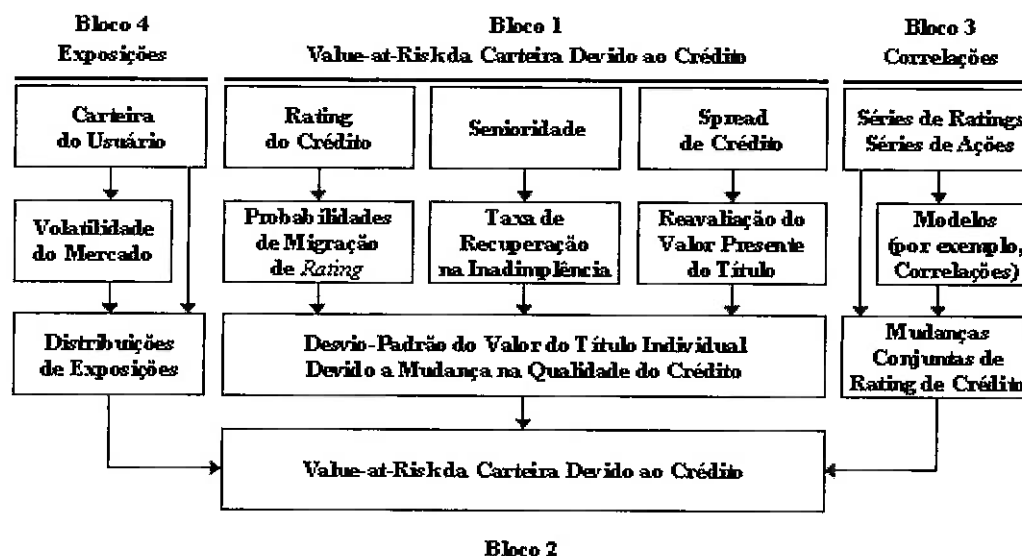


Figura 5: Sumário do CreditMetrics: Os quatros blocos-pilares

3.3.2 *VaR* de crédito de um único título de dívida (bloco #1)

O primeiro passo para construção do modelo é definir um sistema de “rating” de crédito, que classifica categorias de qualidade de crédito juntamente com probabilidades de migração/mudança de qualidade de crédito de uma categoria de crédito para outra sobre o período de tempo pré-estabelecido. A matriz de transição é o componente chave para o cálculo do *VaR* (Valor em Risco; *Value-at-Risk* ; perda potencial dado um intervalo de confiança e um horizonte temporal) de Crédito proposto pelo JP Morgan. Esta matriz pode ser obtida de agentes de classificação de qualidade de crédito como a Moody’s, Standard & Poor’s ou do próprio departamento de crédito da instituição financeira que deseja implementar o modelo. A grande hipótese embutida na utilização deste tipo de matriz é que todos os tomadores de crédito dentro de uma mesma categoria de qualidade de crédito têm as mesmas probabilidades de migração de crédito e as mesmas probabilidades de *default*. O KMV difere neste quesito na medida em que em seu modelo cada emissor de títulos de dívida é específico e caracterizado por distribuição de retornos de ativos, estrutura de capital e probabilidade de *default* individuais.

O segundo passo é determinar o horizonte de tempo desejado. Normalmente adota-se 1 ano, entretanto horizontes de tempo maiores como 10 anos também pode ser adotado quando trata-se de títulos de dívidas relativamente ilíquidos com prazos de vencimento grandes (superior ou igual a 10 anos).

A terceira fase consiste em determinar uma “curva de desconto” (ou “estruturas temporais de taxas de juros”) para cada categoria de qualidade de crédito (para cada *rating*) e, no caso de *default* do emissor do título, o “valor de recuperação”⁵ do título de dívida, que normalmente é expresso como porcentagem do “valor de face” do título.

A etapa final do processo é a computação da distribuição de mudanças de valor do portfólio devido a mudanças de categoria de crédito ou *default*.

3.3.3 *VaR* de crédito de um portfólio de títulos de crédito (bloco #2)

Primeiramente consideremos um portfólio composto de 2 *bonds* (título de dívida emitido em mercado global) com *ratings* (categoria de crédito) inicial “BB” e “A” respectivamente. Dada a matriz de transição apresentada na Tabela 6, e assumindo que não existe correlação alguma entre mudanças de classificação de crédito dos títulos, nós podemos facilmente obter a tabela de probabilidades de migração conjunta apresentada na Tabela 7 abaixo:

⁵ Na literatura encontramos o termo “valor de recuperação” também como “taxa de recuperação”; e “valor de face” como “par”. O “valor de face” de um título de dívida é o montante original emitido de dívida por título. Por exemplo, se cada título corresponde a R\$ 1.000,00 de dívida emitida, seu “valor de face” ou “par” é R\$ 1.000,00. Uma “taxa de recuperação” de 50% significa que se a empresa emissora falir, o detentor do título conseguirá recuperar 50% do valor original do título, que neste exemplo corresponde a R\$ 500,00/título.

Tabela 7: Probabilidades de migração conjunta (%) com correlação nula para dois emissores classificados com *rating* BB e A

		Obligor #2 (single-A)							
Obligor #1 (BB)		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Default
AAA	0.03	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
AA	0.14	0.00	0.00	0.13	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
A	0.67	0.00	0.02	0.61	0.40	0.00	0.00	0.00	0.00
BBB	7.73	0.01	0.18	7.04	0.43	0.06	0.02	0.00	0.00
BB	80.53	0.07	1.83	73.32	4.45	0.60	0.20	0.01	0.05
B	8.84	0.01	0.20	8.05	0.49	0.07	0.02	0.00	0.00
CCC	1.00	0.00	0.02	0.91	0.06	0.01	0.00	0.00	0.00
Default	1.06	0.00	0.02	0.97	0.06	0.01	0.00	0.00	0.00

Fonte: Journal of Banking & Finance 24 (2000), p 59-117

Cada elemento da Tabela 7 é simplesmente o produto das probabilidades de transição de cada devedor. Por exemplo, a probabilidade conjunta do devedor #1 e do devedor #2 continuar na mesma classificação de crédito é:

$$80,53\% \times 91,05\% = 73,32\%,$$

onde 80,53% é a probabilidade do devedor #1 continuar na categoria de *rating* “BB” e 91,05% é a probabilidade do devedor #2 continuar na categoria de *rating* “A”.

Todavia esta tabela não é muito útil na prática quando precisamos levar em conta o efeito de diversificação em um portfólio com uma grande quantidade de títulos de crédito. De fato as correlações entre as mudanças das categorias de créditos dos títulos são diferente de zero, como foi considerado para construção da tabela acima. Além do mais, o modelo CreditMetrics é relativamente sensível a estas correlações. A estimativa acurada das correlações é, portanto, um fator determinante na otimização do portfólio sob o ponto de vista risco-retorno.

As correlações são normalmente maiores entre empresas do mesmo setor ou da mesma região que entre empresas de setores deferentes. Além do mais, os graus de correlação variam com o estado da economia. Se a economia desacelera ou entra em recessão, a maioria dos ativos referentes a um devedor vai depreciar e sua qualidade de crédito vai cair e a probabilidade de ocorrência de uma cadeia de *defaults* de empresas aumenta substancialmente. Por outro lado, se a economia esta performando bem, as correlações de *default* diminuem. Assim, não podemos esperar que as probabilidades de ocorrência de *default* e migração de qualidade de crédito permaneçam constantes ao decorrer do tempo. Existe claramente uma necessidade de um modelo estrutural que interligue as mudanças de probabilidades de *default* com variáveis fundamentais que possuam correlação estável ao decorrer do tempo. Assim como o KMV, o CreditMetrics deriva as probabilidades de *default* e de migração de qualidade do crédito de um modelo de correlação dos ativos da empresa em análise.

Por questão de simplicidade, no modelo do CreditMetrics o preço das ações da empresa em análise é utilizado como valor de seus ativos, que geralmente não podem ser obtidos facilmente. Esta é uma premissa importante do CreditMetrics que pode afetar a precisão do método.

Primeiramente, CreditMetrics estima as correlações dos retornos das ações de vários devedores. Em seguida o modelo obtém as correlações de mudanças da qualidade de crédito diretamente da distribuição conjunta dos retornos das ações. Este método é semelhante ao método utilizado pelo KMV, que será apresentado no próximo item.

O método proposto é o modelo de precificação de opções para precificação de ativos corporativos inicialmente desenvolvido por MERTON (1974). No método, o valor dos ativos da empresa, V_t , segue um movimento geométrico Browniano, i.e.:

$$V_t = V_0 \exp \left\{ \left(\mu - \frac{\sigma^2}{2} \right) t + \sigma \sqrt{t} Z_t \right\} \quad (3.13)$$

Com Z_t sendo uma variável estocástica normal reduzida $\sim N(0,1)$ e, μ e σ^2 sendo respectivamente a média e a variância da taxa instantânea de retorno dos ativos da empresa, dV_t/V_t .

V_t é log-normalmente distribuído com valor esperado no tempo t , $E(V_t) = V_0 \exp\{\mu t\}$.

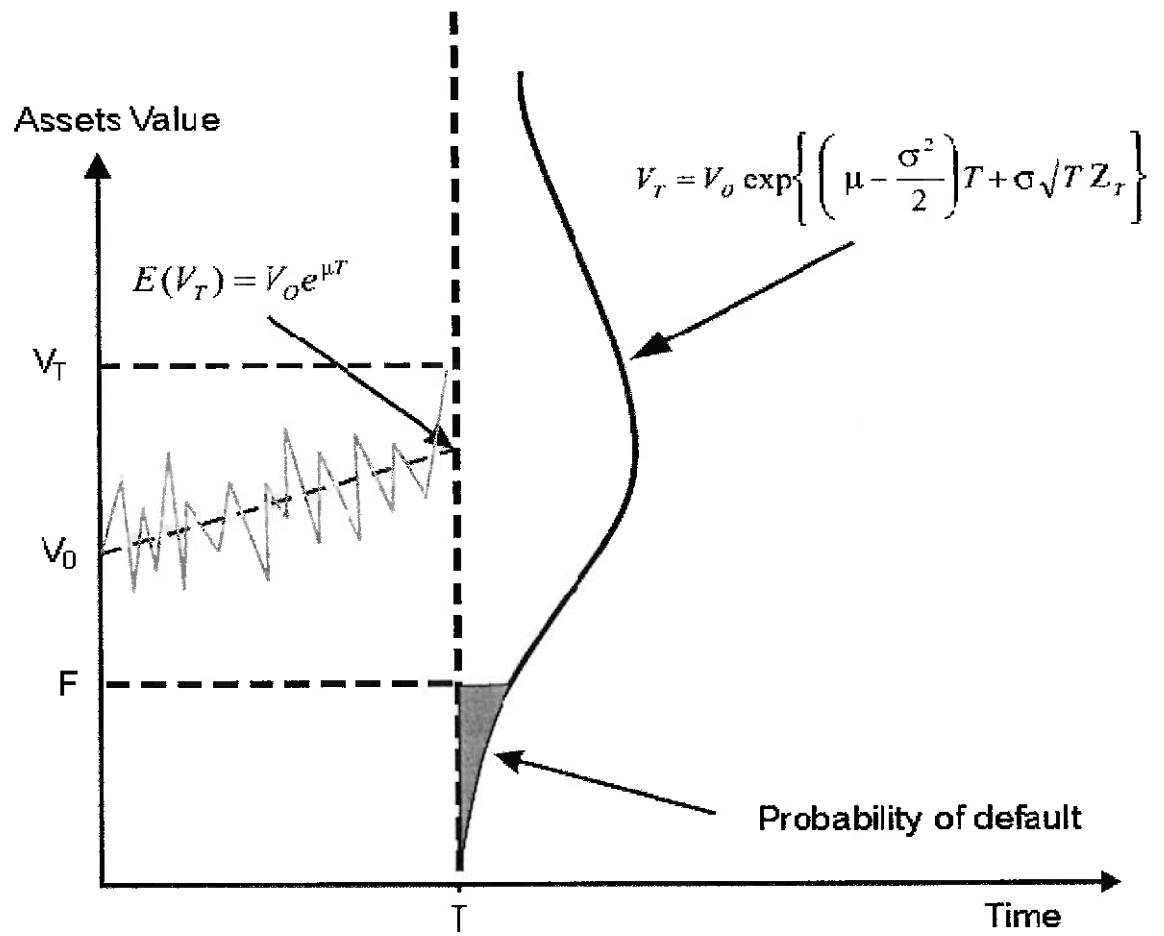
Ainda é tido como premissa que a empresa tem uma estrutura de capital bastante simples, financiada apenas por suas ações, S_t , e um título de dívida “zero-cupom”⁶ com vencimento no tempo T , de valor de face F e valor de mercado atual B_t . O balanço patrimonial desta empresa pode ser representado através da tabela abaixo:

Tabela 8: Balanço patrimonial da empresa-exemplo

Ativos		Passivo	
Ativos de Risco:	V_t	Dívidas:	$B_t (F)$
		Ações :	S_t
Total	V_t		V_t

É importante salientar que neste modelo o *default* somente ocorre na data de vencimento do título de dívida quando o valor dos ativos da empresa é menor que o pagamento prometido, F , para os detentores dos títulos de dívida. A Figura 6 mostra a distribuição do valor dos ativos da empresa no tempo T , vencimento do título de dívida “zero-cupom”, e a probabilidade de *default*, que é a área sombreada (que corresponde ao valor dos ativos inferiores a F).

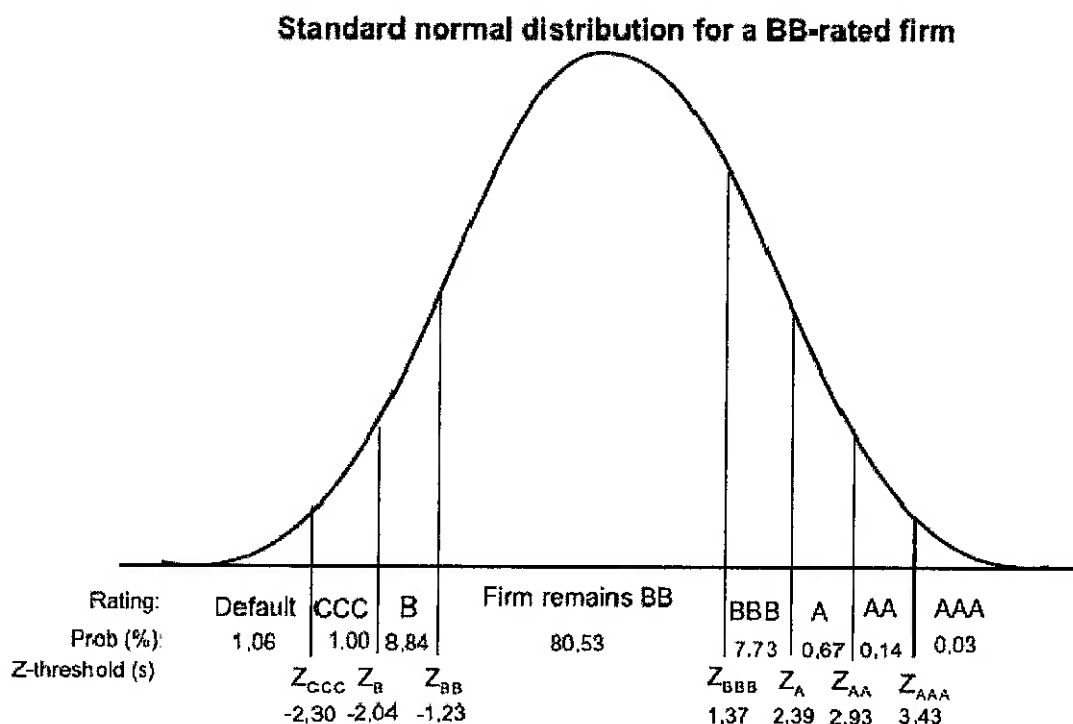
⁶ Um título de dívida é dito “zero-cupom” quando ele não paga juro antes de seu vencimento.



Fonte: Journal of Banking & Finance 24 (2000), p 59-117

Figura 6: Distribuição de valores dos ativos da empresa no tempo T

O modelo de Merton é estendido pelo CreditMetrics de modo a incluir mudanças na qualidade de crédito, como apresentado na Figura 7 abaixo.



Fonte: Journal of Banking & Finance 24 (2000), p 59-117

Figura 7: Generalização do modelo de Merton para incluir mudanças de *rating*

Esta generalização consiste em repartir a distribuição de retornos dos ativos em bandas de maneira que se reproduzam exatamente as probabilidades de migração de qualidade do crédito contidas na matriz de migração (ou transição) de crédito. A Figura 7 mostra a distribuição normalizada do retorno dos ativos, em um horizonte de tempo de 1 ano, que é normal com média zero e variância unitária. As faixas de *rating* de crédito correspondem às probabilidades de transição da Tabela 7 para um devedor de *rating* BB. A cauda direita da distribuição, ao lado direito de Z_{AAA} , corresponde à probabilidade do devedor ser promovido do *rating* BB a AAA, isto é, 0,03%. Já a área entre Z_{AA} e Z_{AAA} , corresponde à probabilidade do devedor ser promovido de BB a AA, e assim sucessivamente. A cauda esquerda da distribuição, ao lado esquerdo de Z_{CCC} , corresponde à probabilidade de *default* do devedor, isto é, 1,06%.

A Tabela 9 mostra as probabilidades de transição para dois devedores, de *rating* BB e A respectivamente, e os valores limites de *rating* de crédito (“*thresholds*”; valores limites da distribuição normal reduzida, Z_A , Z_{BBB} , etc).

Tabela 9: Probabilidades de migração e valores limites de *rating* de crédito para devedores de *rating* BB e A

Rating in 1 year	Rated-A obligor		Rated-BB obligor	
	Probabilities (%)	Thresholds: $Z(\sigma)$	Probabilities (%)	Thresholds: $Z(\sigma)$
AAA	0.09	3.12	0.03	3.43
AA	2.27	1.98	0.14	2.93
A	91.05	-1.51	0.67	2.39
BBB	5.52	-2.30	7.73	1.37
BB	0.74	-2.72	80.53	-1.23
B	0.26	-3.19	8.84	-2.04
CCC	0.01	-3.24	1.00	-2.30
Default	0.06		1.06	

Fonte: Journal of Banking & Finance 24 (2000), p 59-117

Esta generalização de Merton é relativamente fácil a ser implementada. Ela assume que o logaritmo dos retornos normalizados sob qualquer período de tempo é normalmente distribuído com média zero e variância 1, e igualmente para todos devedores dentro de uma mesma categoria de *rating*. Se p_{Def} é a probabilidade do devedor de *rating* BB *defaultar*, então o valor dos ativos do devedor, V_{Def} , é tal que:

$$p_{\text{Def}} = \Pr [V_t \leq V_{\text{Def}}]$$

o que pode ser traduzido para o limite normalizado Z_{CCC} , tal que a área da calda inferior a Z_{CCC} seja p_{Def} . De fato, de acordo com (3.13), o *default* ocorre quando Z_t satisfaz:

$$\begin{aligned}
 p_{\text{Def}} &= \Pr \left[\frac{\ln(V_{\text{Def}}/V_0) - (\mu - (\sigma^2/2))t}{\sigma\sqrt{t}} \geq Z_t \right] \\
 &= \Pr \left[Z_t \leq -\frac{\ln[V_0/V_{\text{Def}}] + [\mu - (\sigma^2/2)]t}{\sigma\sqrt{t}} \right] \equiv N(-d_2),
 \end{aligned} \tag{3.14}$$

onde o retorno normalizado:

$$r = \frac{\ln(V_t/V_0) - (\mu - (\sigma^2/2))t}{\sigma\sqrt{t}} \quad (3.15)$$

é uma normal reduzida ($N[0,1]$). Z_{CCC} é simplesmente o ponto limite da distribuição normal reduzida correspondente à probabilidade acumulada ρ_{Def} . Assim, o valor crítico dos ativos V_{Def} que corresponde ao *default* da empresa é tal que $Z_{CCC} = -d_2$, onde

$$d_2 \equiv \frac{\ln(V_0/V_{Def}) + (\mu - (\sigma^2/2))t}{\sigma\sqrt{t}} \quad (3.16)$$

é a chamada “distância para inadimplência” ou “distância para o *default*” (“*distance-to-default*”, DD). É preciso notar que os limites de transição de *rating* de crédito são necessários para obtenção da matriz de probabilidades conjuntas de migração de crédito, e eles são calculados sem a necessidade de saber o valor dos ativos da empresa (ou estimar sua média e variância). Apenas para calcular o valor crítico dos ativos V_{Def} é preciso estimar o retorno (μ) e a volatilidade (σ) dos ativos da empresa.

Assim, Z_B é o ponto limite correspondente à probabilidade acumulada do devedor *defaultar* ou migrar para o *rating* CCC, isto é, $\rho_{Def} + \rho_{CCC}$, etc.

Uma vez que o retorno dos ativos de uma empresa não é facilmente calculado/observado, CreditMetrics utiliza como aproximação o retorno das ações da empresa, o que é equivalente a assumir que as atividades da empresa são totalmente financiadas pelas ações.

A partir de agora, assumiremos que a correlação entre os retornos dos ativos de duas empresas é conhecida, denotada por ρ , e assumida como sendo 0,20. No nosso exemplo, os logaritmos dos retornos normalizados dos ativos de ambas empresas seguem uma distribuição normal conjunta, ou seja:

$$f(r_{BB}, r_A; \rho) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{\frac{-1}{2(1-\rho^2)} [r_{BB}^2 - 2\rho r_{BB}r_A + r_A^2]\right\}.$$

Nós podemos facilmente calcular a probabilidade de ambos devedores estarem em qualquer combinação de categorias de *rating* de crédito. Por exemplo, a probabilidade dos devedores permanecerem nas categorias BB e A, respectivamente, é:

$$\begin{aligned} &\Pr(-1.23 < r_{BB} < 1.37, -1.51 < r_A < 1.98) \\ &= \int_{-1.23}^{1.37} \int_{-1.51}^{1.98} f(r_{BB}, r_A; \rho) dr_{BB} dr_A = 0.7365. \end{aligned}$$

Se nós implementarmos o mesmo procedimento para as outras 63 combinações restantes, obteremos a Tabela 10 abaixo.

Tabela 10: Probabilidades conjuntas de transição para devedores de *rating* BB e A, quando a correlação entre os retornos dos ativos é 20%

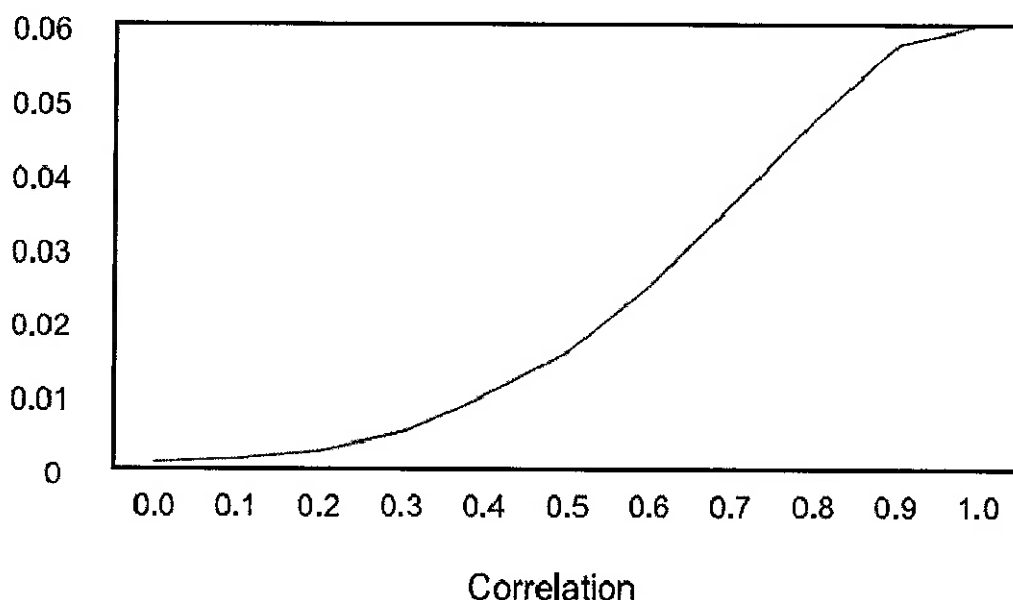
Rating of first company (BB)	Rating of second company (A)							
	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Def
AAA	0.00	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
AA	0.00	0.01	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
A	0.00	0.04	0.61	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00
BBB	0.02	0.35	7.10	0.20	0.02	0.01	0.00	0.00
BB	0.07	1.79	73.65	4.24	0.56	0.18	0.01	0.04
B	0.00	0.08	7.80	0.79	0.13	0.05	0.00	0.01
CCC	0.00	0.01	0.85	0.11	0.02	0.01	0.00	0.00
Def	0.00	0.01	0.90	0.13	0.02	0.01	0.00	0.00
Total	0.09	2.29	91.06	5.48	0.75	0.26	0.01	0.06

Fonte: Standard & Poor's

Nós podemos, assim, comprar a Tabela 10 com a Tabela 7, sendo esta última obtida considerando correlação zero, para verificar que as probabilidades de migração conjunta modificam-se.

A Figura 8 ilustra o efeito da correlação dos retornos dos ativos de dois devedores de *rating* BB e A respectivamente.

Joint default probability



Fonte: Journal of Banking & Finance 24 (2000), p 59-117

Figura 8: Probabilidade de *default* conjunto como função da correlação dos retornos dos ativos dos devedores

Sendo mais específico, consideremos duas empresas devedoras cujas probabilidades de *default* sejam $P_1(P_{Def1})$ e $P_2(P_{Def2})$, respectivamente. A correlação entre os retornos de seus ativos é ρ . O evento de *default* para o devedor 1 e o devedor 2 é denotado, respectivamente, DEF1 e DEF2 e $P(DEF1, DEF2)$ é a probabilidade conjunta de *default*. De acordo com LUCAS (1995), pode-se demonstrar que a correlação de *default* é:

$$\text{corr}(DEF1, DEF2) = \frac{P(DEF1, DEF2) - P_1 \cdot P_2}{\sqrt{P_1(1 - P_1) \cdot P_2(1 - P_2)}} \quad (3.17)$$

A probabilidade conjunta de ambos devedores *defaultarem*, de acordo com o modelo de Merton, é:

$$P(DEF1, DEF2) = \Pr [V_1 \leq V_{Def1}, V_2 \leq V_{Def2}] \quad (3.18)$$

onde V_1 e V_2 denotam os valores dos ativos dos devedores no tempo t , e V_{Def1} e V_{Def2} são os valores críticos correspondentes a partir dos quais os devedores *defaultam*. A expressão (11.6) é equivalente a:

$$P(\text{DEF1}, \text{DEF2}) = \Pr [r_1 \leq -d_2^1, r_2 \leq -d_2^2] \equiv N_2(-d_2^1, -d_2^2, \rho) \quad (3.19)$$

onde r_1 e r_2 denotam os retornos normalizados, definido em (3.15), dos devedores 1 e 2 respectivamente, e d_2^1 e d_2^2 são as “distâncias para *default*” correspondentes, como apresentadas em (3.16). $N_2(x, y, \rho)$ é a distribuição normal reduzida bivariada, onde ρ é o coeficiente de correlação entre as variáveis x e y . A Figura 8 é simplesmente a representação gráfica de (3.19) com ρ variando de zero a 1.

3.3.4 Análise da diversificação de crédito (bloco #2, continuação)

A metodologia analítica que acabamos de abordar para um portfólio com títulos de dívida emitidos por dois devedores não é aplicável para um portfólio que contenha títulos emitidos por mais de dois devedores. Nestes casos, a metodologia CreditMetrics implementa a simulação de Monte Carlo para gerar a distribuição completa de valores do portfólio num horizonte de 1 ano. Para implementação de tal simulação, os seguintes passos são necessários:

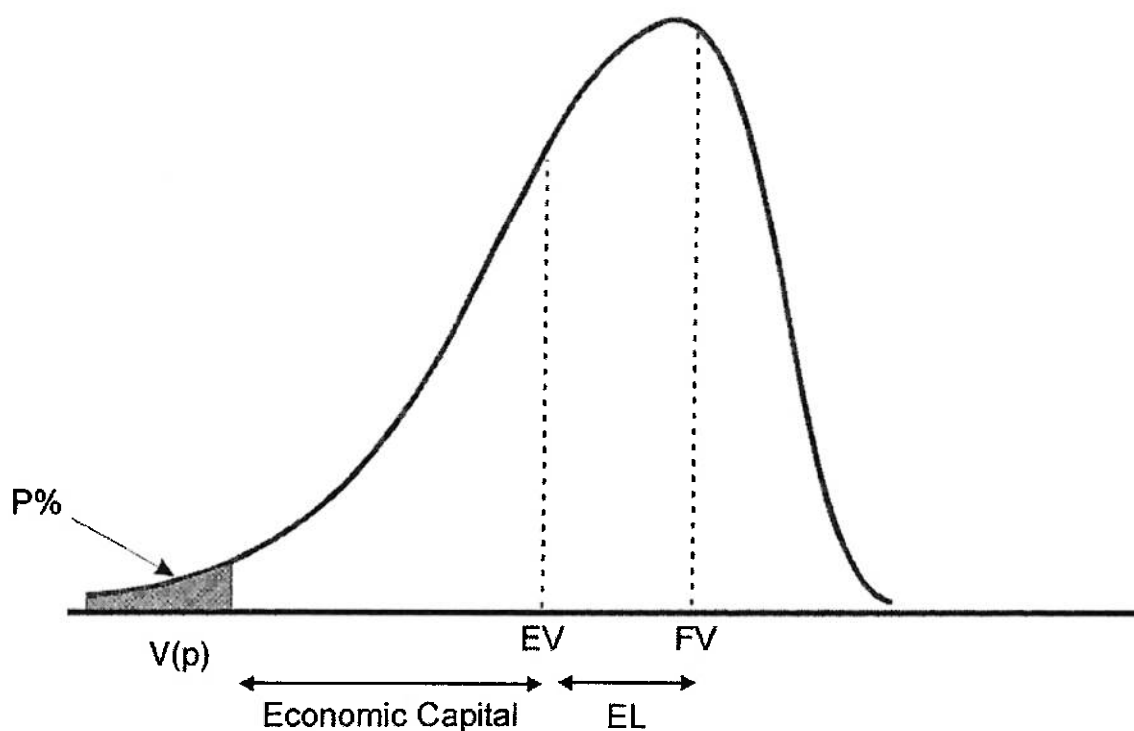
- Determinação dos limites de retornos dos ativos para cada *rating* de crédito;
- Estimativa das correlações entre retornos dos ativos de cada par devedores;
- Gerar cenários de retornos de ativos de acordo com sua distribuição conjunta normal. Uma técnica comum para gerar variáveis correlacionadas normais é a decomposição de Cholesky⁷. Cada cenário é caracterizado por “n” retornos, um para cada um dos “n” devedores contidos no portfólio avaliado;

⁷ Para maiores informações sobre a simulação de Monte Carlo e a decomposição de Cholesky, ver FISHMAN (1997), p 223.

- Para cada cenário, e para cada devedor, o retorno é mapeado na categoria de *rating* correspondente, de acordo com os limites obtidos no primeiro passo.
- Dada a curva de spreads que se aplicada para cada *rating*, o valor total do portfólio é recalculado.

3.3.5 *VaR* de crédito e cálculo do capital econômico

O “capital econômico” é um parâmetro utilizado como “colchão” para absorver perdas inesperadas relacionadas a migração de qualidade de crédito e/ou *default*. A Figura 9 mostra como determinar o capital econômico.



Fonte: Journal of Banking & Finance 24 (2000), p 59-117

Figura 9 – “*VaR* de crédito e capital econômico”

$V(p)$ = valor do portfólio no pior cenário a um nível de confiança de $P\%$.

FV = valor futuro do portfólio = $V_0(1+PR)$

V_0 = valor atual do portfólio

PR = retorno prometido do portfólio

EV = valor esperado do portfólio = $V_0(1+ER)$

ER = retorno esperado do portfólio

EL = perda esperada do portfólio

A perda esperada (EL) não é considerada como perda contábil, mas é imputada como custo no cálculo do RAROC (**Risk adjusted return on capital** ou *Retorno Ajustado ao Risco no Capital*). O capital econômico vem apenas como uma proteção para perdas inesperadas:

$$\text{Capital econômico} = EV - V(p)$$

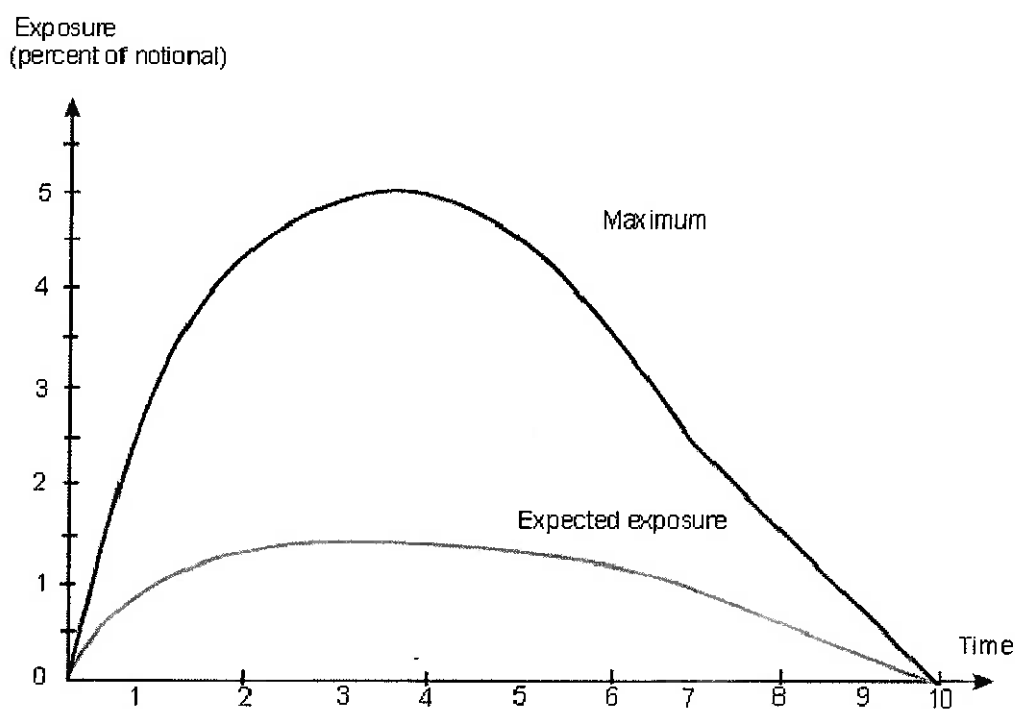
3.3.6 Estimativa das correlações de ativos (bloco #3)

Uma vez que os valores dos ativos totais das empresas não são diretamente observáveis, os preços dos ativos das ações das empresas abertas são usados para calcular a correlação entre ativos. Para um portfólio com um grande número de títulos de dívidas, com centenas de devedores, ainda seria necessário o cálculo de uma matriz de correlação imensa para cada par de devedor. Para reduzir a dimensão deste problema de estimativa de correlações, CreditMetrics utiliza uma análise multi-fator. Este método aloca cada devedor a classes de países e setores que mais bem o representam. No CreditMetrics, o usuário especifica pesos para indústrias e regiões para cada devedor, assim como um “risco específico da empresa”, que é característico do devedor e não é correlacionado com nenhum outro devedor nem índice. Este último parâmetro (risco específico da empresa) é normalmente determinado por um analista experiente de crédito que conheça as especificidades creditícias de cada empresa.

3.3.7 Exposições (bloco #4)

Este bloco do CreditMetrics trata do modelo de precificação que se aplica a cada categoria de crédito. Para títulos de dívidas como *bonds*, debêntures, notas promissórias, empréstimos simples, etc, a exposição está relacionada ao risco de não receber os fluxos de caixa futuros em um horizonte de 1 ano. A precificação de tais ativos em um horizonte de 1 ano é feita através da utilização das estruturas temporais de taxas de juros de cada categoria de *rating* de crédito.

Para ativos tais como derivativos (*swaps* e *fowards*), a exposição é condicionada a taxas de juros futuras. Não existe maneira simples de determinar os fluxos de caixa futuros em risco sem fazer hipóteses sobre a dinâmica das taxas de juros. Estes casos de derivativos são ainda mais complicados, uma vez que a exposição a risco pode ser tanto positiva (se um swap está “dentro do dinheiro”) quanto negativa (se o swap está “fora do dinheiro”). A Figura 10 apresenta o perfil de exposição de um swap de taxa de juros para diferentes cenários de taxa de juros, assumindo que não existe mudança de classificação de *rating* de crédito de ambas contrapartes.



Fonte: Journal of Banking & Finance 24 (2000), p 59-117

Figura 10: Exposição a risco de um swap de taxa de juros

Assumiremos neste trabalho que a exposição média de um swap é dada. No CreditMetrics, sendo as taxas de juros determinísticas, o cálculo da distribuição futura de preços é feita através de um procedimento específico:

$$\begin{aligned} &\text{Valor do swap em 1 ano, no rating "R"} \\ &= \text{Valor futuro livre de risco em 1 ano} - \text{Perda esperada, em um ano,} \\ &\text{até o vencimento} \end{aligned} \quad (3.20)$$

onde

$$\begin{aligned} &\text{Perda esperada em um ano, até o vencimento} \\ &= \text{Exposição média a partir do ano 1 até o vencimento} \\ &\times \text{Probabilidade de default a partir do ano 1 até o vencimento} \\ &\times (1 - \text{taxa de recuperação}) \end{aligned} \quad (3.21)$$

O valor futuro livre de risco do swap é calculado descontando os fluxos de caixa futuros do swap, baseado nas estruturas temporais de taxa de juros, e utilizando a curva de taxas de retorno dos títulos do governo. Este valor é o mesmo para todos *ratings* de crédito.

A probabilidade de *default* do ano 1 até o vencimento pode ser obtida diretamente de agências de classificação de crédito Moody's ou Standard & Poor's ou podem ser obtidas da matriz de migração de crédito.

3.4 KMV

O modelo KMV foi desenvolvido pela empresa californiana “KMV Corporation” para estimar **frequências esperadas de inadimplência (EDF – Expected Default Frequency)**.

A idéia geral deste modelo é a precificação (dar um valor justo) considerando que a empresa tomadora do crédito pode ser considerada como uma opção (financeira), mais especificamente uma opção de venda.

Em uma opção de venda de um determinado ativo, o vendedor (da opção) cede o direito, a uma segunda parte (o comprador da opção), de exercer a opção (vender o ativo) numa data futura e a partir de um preço estipulado no momento de venda da opção (preço de exercício ou “*strike*”). O vendedor, para ceder este direito ao comprador, recebe um prêmio (o preço da opção), que corresponde com à remuneração do vendedor pelo compromisso assumido com comprador na data futura (vencimento da opção).

A função de pagamento de um empréstimo está diretamente relacionada com o valor de mercado da empresa devedora. Se o valor de mercado de seus ativos superar o valor do empréstimo, os proprietários da empresa têm um incentivo para pagar ao credor e reter o valor residual como lucro. Caso contrário, a empresa devedora poderá tomar a decisão de entregar os seus ativos. Esse mecanismo é análogo à subscrição de um contrato de opção de venda sobre uma ação. Se o preço da ação exceder o preço de exercício, o subscritor da opção reterá o prêmio da venda. Se o preço da ação cair abaixo do preço de exercício, a opção será exercida e o subscritor perderá montantes progressivamente maiores.

Para CAOUETTE, ALTAMAN e NARAYANAN (1998), uma das principais vantagens que o KMV tem sobre modelos concorrentes é que a matéria-prima ou material de base para calcular as probabilidades de *default* é o preço das ações da empresa tomadora de empréstimo (devedor).

O KMV não utiliza dados estatísticos de agências de *rating* (classificação do risco de crédito), tais como Moody's, S&P e Fitch, para cálculo da probabilidade de inadimplência. Os dados são extraídos em função de estruturas de capitais, das volatilidades, e dos valores de mercado dos ativos da empresa.

A metodologia KMV apresenta melhores resultados para empresas abertas com cotação na bolsa de valores regional (de São Paulo, no caso do Brasil), pois os valores esperados dos ativos extraídos das ações são determinados por um “consenso” do mercado.

ABE (2002) descreve o processo completo do KMV adequando-o ao mercado brasileiro. O modelo segue três passos:

- 1) Estimativa do valor do ativo e da volatilidade ⁸ do ativo.
- 2) Cálculo da “**distância à inadimplência**” (“*distance to default*” ou *DD*)
- 3) Cálculo da **probabilidade de inadimplência**.

Este modelo procura determinar quando uma empresa específica tomadora de crédito ficará inadimplente (o que quer dizer o não-pagamento dos juros ou do montante principal de um crédito).

O modelo KMV ⁹ baseia-se na hipótese de que o mercado acionário é a fonte mais eficiente de informações acerca da saúde financeira de uma empresa (e, portanto, acerca da capacidade de pagamento de dívidas desta empresa). O modelo KMV relaciona diretamente a função pagamento de um empréstimo com o valor de mercado da empresa devedora (valor de suas ações negociadas na bolsa de valores). Assim, é possível calcular uma medida de frequência esperada de inadimplência e, portanto, calcular a perda potencial de uma operação de crédito

⁸ Volatilidade, por definição, é o desvio padrão do retorno financeiro do ativo, ou também pode ser visto como volatilidade do preço do ativo. Quanto maior for este desvio padrão, maior é a *Variação* de preço deste ativo e, portanto, mais volátil é o ativo.

⁹ Este modelo é alvo de críticas uma vez que correlaciona o valor de ações de uma determinada empresa com o valor das operações de crédito tomadas por esta empresa. Títulos de crédito e ações são ativos completamente diferentes.

feita com esta empresa.

É preciso notar que este modelo somente é aplicável a operações de crédito onde o tomador (aquele que recebe o crédito) possui ações negociadas em alguma bolsa de valores (no nosso caso, na bolsa de valores de São Paulo). O modelo utiliza como dados de “input” o histórico de preços das ações da empresa tomadora do crédito, bem como a volatilidade destas ações.

3.4.1 Relação entre risco de crédito e a teoria de opções

Antes nos aprofundarmos na teoria do modelo KMV, é preciso conhecer melhor a teoria de opções. Uma opção é um contrato derivativo no qual seu valor dependerá do preço do ativo subjacente associado. Existem dois tipos de opções:

- Opção de compra (ou Call)
- Opção de venda (ou Put)

Os detentores de uma Call (comprador da opção de compra) têm o direito de comprar o ativo subjacente por um preço pré-determinado (preço de exercício ou “*strike*”) em uma data futura (vencimento ou data de exercício), sendo os vendedores da Call obrigados a vender o ativo subjacente caso seja solicitado no vencimento pelo detentor da Call. Por outro lado, os detentores de uma Put (comprador de uma opção de venda) têm o direito de vender o ativo subjacente por um preço pré-determinado no vencimento da Put, sendo o vendedor da Put obrigado a vender o ativo subjacente pelo preço de exercício (“*strike*”).

Os compradores de Calls não têm a obrigação de comprar o ativo subjacente caso este, na data de exercício da opção, esteja com um valor inferior ao valor de exercício da Call. Da mesma maneira, os compradores de uma Put não precisam necessariamente vender o ativo subjacente (exercer a opção), caso este

esteja cotado no mercado a um preço superior ao preço de exercício da Put (neste caso, para o detentor da Put, é mais lucrativo vender o ativo subjacente no mercado).

Quando não há exercício da opção, o valor da Call ou da Put é zero. Assim, o valor da Call e da Put pode ser definido pelas relações abaixo:

$$\text{Valor da Call} = \text{Max}[S_t - X; 0]$$

$$\text{Valor da Put} = \text{Max}[X - S_t; 0]$$

onde S_t é o preço do ativo subjacente no momento do exercício (vencimento da opção) e X é o preço de exercício da opção.

Os gráficos de valor das opções na compra e na venda em função do preço do ativo subjacente estão apresentados na Figura 11 abaixo:

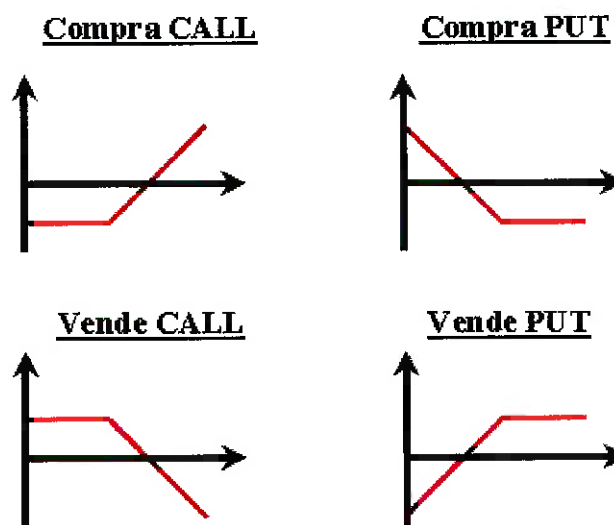


Figura 11: Valor de opções na compra e na venda em função do preço do ativo subjacente

Fisher Black e Myron Scholes, na década de 60, desenvolveram o modelo de precificação de opções. Este modelo tinha como premissa que o preço das ações apresentava um movimento aleatório, sendo as mudanças no curto prazo normalmente distribuídas. A vantagem da utilização da hipótese de normalidade do preço (retorno) de ações é que através apenas de dois parâmetros (média e

desvio padrão) é possível determinar as probabilidades de ocorrência de qualquer valor da distribuição (através da função densidade de probabilidade normal).

A partir das hipóteses de normalidade de retorno e com base na teoria de não arbitragem, Black & Scholes desenvolveram as fórmulas abaixo para precificação de opções de compra no vencimento de ações sem pagamento de dividendos.

$$c = S \cdot N(d_1) - X \cdot e^{-i \cdot T} \cdot N(d_2)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S}{X}\right) + \left(i + \frac{\sigma^2}{2}\right) \cdot T}{\sigma \cdot \sqrt{T}}$$

$$d_2 = d_1 - \sigma \cdot \sqrt{T}$$

onde S representa o valor de mercado do ativo subjacente, i a taxa de juros até o vencimento, T o prazo restante até o vencimento, X o preço de exercício da opção (*strike*), σ a volatilidade do ativo subjacente, $N(d_1)$ e $N(d_2)$ os pontos da distribuição normal reduzida correspondente às fórmulas d_1 e d_2 .

A uma primeira vista, modelos de precificação de opções financeiras não parecem ter muita relação com estimativa de risco de crédito. Contudo, através de uma observação mais detalhada, pode-se constatar que o Patrimônio Líquido de uma empresa apresenta o mesmo perfil que o pagamento de uma opção de compra.

Os detentores do Patrimônio Líquido de uma empresa (ou simplesmente “PL”) têm o direito sobre todos os fluxos de caixa remanescentes depois do pagamento dos outros detentores de direitos financeiros (governo, funcionários e etc.). O mesmo se aplica à liquidação de uma empresa; os detentores do PL ficam com o residual do pagamento de todas as dívidas. Entretanto, caso após todos os pagamentos o Patrimônio Líquido da empresa ficar negativo, os acionistas não são obrigados a injetar recursos (preferirão guardá-los para capitalização de uma nova empresa). Assim, podemos modelar o valor do PL como sendo:

$$\text{Valor do Patrimônio Líquido} = \text{Max}[\text{Valor dos Ativos}_t - \text{Valor da Dívida}_t; 0]$$

Assim, pode-se concluir que o perfil do Patrimônio Líquido de uma empresa é análogo ao perfil de uma compra de uma call (vide perfil de compra de uma call apresentado na Figura 11).

3.4.2 Apuração da frequência esperada de inadimplência (EDF)

A apuração da frequência esperada de inadimplência (ou EDF – *Expected Default Frequency*) é dividida em três fases:

- A primeira corresponde à estimação do valor de mercado dos ativos da empresa e suas volatilidades;
- A segunda corresponde à apuração da distância para inadimplência, medida principal para mensuração do risco de crédito da empresa;
- A terceira e última corresponde ao mapeamento das distâncias para inadimplência, de acordo com informações dos bancos de dados de inadimplência.

A partir da metodologia do KMV e de informações extraídas dos preços das ações e balanços de empresas, é possível estimar o risco de crédito (probabilidades de inadimplência) para qualquer emissor de título de dívida (caso este tenha ações negociadas em uma bolsa de valores).

3.4.2.1 Valor do ativo (V_A) e volatilidade do retorno (σ_A)

Se as obrigações das empresas fossem negociadas ou precificadas a mercado diariamente (como ações em bolsa de valor), a apuração do valor de mercado dos ativos da empresa seria bem mais fácil (que corresponderia à soma dos valores a mercado de seus ativos descontados dos valores a mercado das

dívidas; e a volatilidade seria obtida através de uma série histórica destes valores). Na prática apenas os valores das ações da maioria das empresas de capital aberto podem ser observados diariamente no mercado.

Grande parte de títulos corporativos de dívida (*bonds*, debêntures e instrumentos de crédito estruturados) não tem cotação diária de preço, o que impede sua precificação a mercado (MTM ou “Mark-to-Market”). A solução alternativa para estimar o valor total dos ativos, adotada pela KMV Corporation, foi considerar que os valores dos ativos das empresas seguem uma distribuição log-normal, ou seja, que o logaritmo dos retornos (rentabilidade) dos ativos são normalmente distribuídos. Segundo estudos específicos, a hipótese de log-normalidade dos retornos é bastante robusta e não se aplicaria apenas no caso de fusão/cisão, que tornam os valores dos ativos analisados descontínuos.

Para tornar o modelo viável computacionalmente, a KMV adotou a hipótese de que a empresa analisada apresenta estrutura de capital bem simples composta apenas por:

- Ações negociadas em bolsa de valores organizada;
- Dívidas de curto prazo, considerada como caixa;
- Dívidas de longo prazo, consideradas como perpetuidades e convertíveis em ações preferenciais.

A utilização da hipótese de normalidade do retorno dos valores dos ativos e ações de uma estrutura de capital simplificada torna possível a derivação de uma expressão analítica para o valor de mercado das ações da empresa (V_E):

$$V_E = f(V_A; \sigma_A; X; T; r) \quad (3.22)$$

Onde X é o valor nominal das dívidas no vencimento, T o tempo restante até o vencimento das dívidas e r a taxa de juros livre de risco (no mercado internacional pode ser considerada a taxa dos títulos de dívida

americanos – US Treasuries; e no mercado nacional como a taxa de juros dos contratos de DI da BM&F).

A KMV utiliza uma segunda equação que relaciona a volatilidade não observável dos ativos da empresa com a volatilidade de suas ações:

$$\sigma_E = f(V_E; \sigma_A; K; r)$$

Onde K representa o grau de alavancagem financeira da empresa e σ_A representa a volatilidade dos ativos da empresa. A estrutura analítica desta expressão depende da estrutura de capital da empresa (o quanto foi capitado mediante emissão ações, etc).

Se σ_E fosse diretamente observável, como os preços de ações negociadas em bolsa de valores, poderíamos resolver simultaneamente as equações apresentadas para V_A e σ_A . Todavia a volatilidade instantânea do patrimônio líquido da empresa é relativamente instável e bastante sensível a variações do valor total dos ativos, e não é possível medir σ_E facilmente através de dados obtidos do mercado. Uma vez que apenas V_E é diretamente observável, nós podemos obter V_A da fórmula (3.22), que pode ser representado como uma função do valor total das ações da empresa e da volatilidade dos ativos da empresa:

$$V_A = f(V_E; \sigma_A; K; r)$$

Um processo iterativo é utilizado para calibrar o modelo para σ_A . As expressões analíticas utilizadas no processo iterativo são as expressões de estimação do valor de mercado dos ativos de Merton, apresentadas no item referente ao CreditMetrics. Seguem abaixo estas expressões:

$$V_E = V_A N(d_1) - e^{-rT} X N(d_2)$$

$$\sigma_E = \sigma_A \frac{V_A}{V_E} \Delta = \sigma_A \frac{V_A}{V_E} N(d_1)$$

onde:

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{X}\right) + \left(r + \frac{\sigma_A^2}{2}\right)T}{\sigma_A \sqrt{T}}$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_A \sqrt{T}$$

3.4.2.2 Cálculo da distância para a inadimplência (DD)

A KMV Corporation observou na prática, através de análise de centenas empresas, que a inadimplência¹⁰ ocorre quando o valor total dos ativos atinge um patamar entre o valor da dívida de curto prazo e o total das dívidas.

Somente o valor total das dívidas de uma empresa pode não representar uma variável eficaz para estimar a probabilidade à inadimplência, segundo CHAIA (2003). Assim, a KMV Corporation implementou a fase intermediária de cálculo da distância à inadimplência (DD) antes da apuração das probabilidades de inadimplência. A distância à inadimplência representa o número de desvios-padrão entre a média da distribuição dos valores dos ativos da empresa ($E(A_t)$) e um limite crítico definido como “ponto de inadimplência” (PI).

O limite crítico é calculado em função do horizonte temporal onde queremos calcular a DD (se dentre de 1, 3 ou 10 anos por exemplo). O limite crítico foi definido pela KMV Corporation como sendo o valor total das dívidas de curto prazo (DCP), incluindo os juros pagos no período, mais metade da dívida de longo prazo (DLP).

¹⁰ É importante aqui notar que inadimplência e falência são distintas. Falência corresponde ao processo de liquidação da empresa (venda de seus ativos) para pagamento dos credores e ocorre normalmente quando o valor total dos ativos cai abaixo do valor das obrigações da empresa. Uma empresa se torna “inadimplente” quando deixa de pagar juros e/ou principal de determinada dívida.

Na figura abaixo está esquematizado como a KMV Corporation procede ao cálculo da distância à inadimplência:

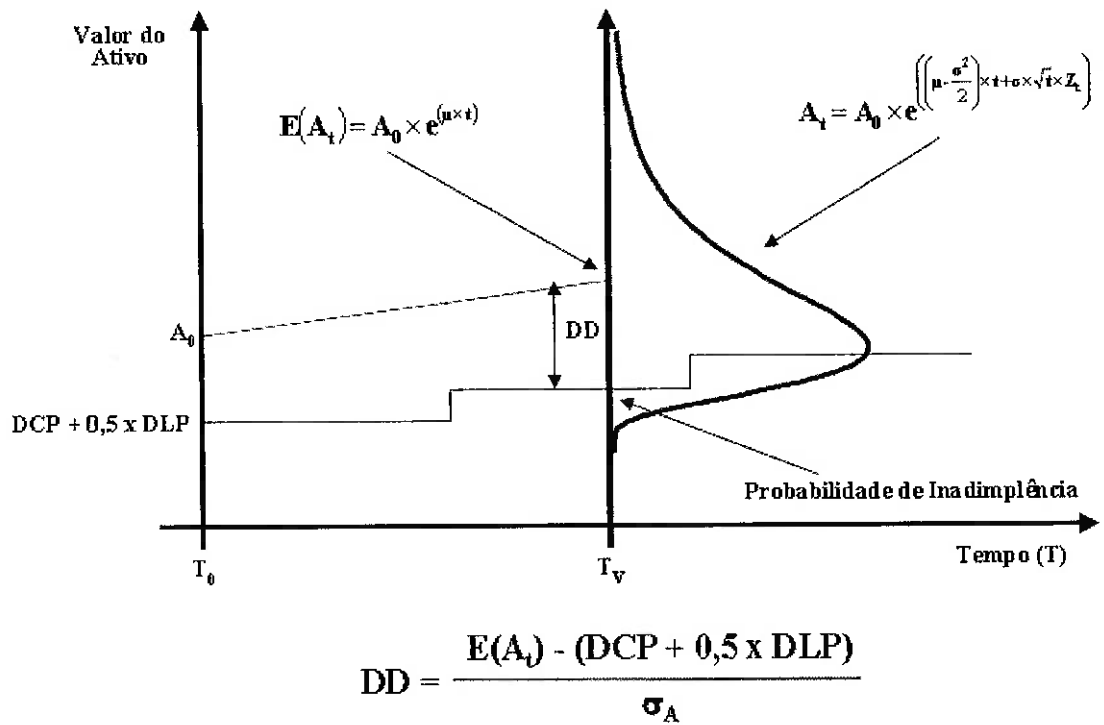


Figura 12: Distância à inadimplência

De acordo com CROUCHY, GALAI e MARK (2000), dada a hipótese de log-normalidade dos valores dos ativos, pode-se estimar a distância a inadimplência (DD) através da formula abaixo, para qualquer intervalo de T (prazo até o vencimento do título de dívida) em função do crescimento médio esperado (μ) para o ativo total (A), do desvio padrão do ativo (σ ; volatilidade) e do ponto de inadimplência (PI; dívida de curto prazo + metade da dívida de longo prazo):

$$DD = \frac{\ln(A_0/PI) + (\mu - (1/2)\sigma_A^2)T}{\sigma_A \sqrt{T}}$$

3.4.2.3 Cálculo das probabilidades de inadimplência

Segundo CHAIA (2003), as probabilidades de inadimplência representam as frequências esperadas de inadimplência (*EDF – Expected Default Frequency*) e podem ser de dois tipos:

- **EDF teórico:** probabilidade extraída diretamente da distribuição normal reduzida em função do número de desvios-padrão que o ponto de inadimplência (PI) se afasta da média (*DD*). É normalmente o mais utilizado em instituições financeiras internacionais que não possuem grande porte.
- **EDF empírico:** extraído de bases de dados histórica própria da KMV. A partir desta base, o modelo KMV separa e classifica as empresas que possuem a mesmo *DD* e compara ao número de empresas que ficaram inadimplentes no intervalo de tempo analisado.

Tomemos como exemplo uma empresa cujo valor corrente dos ativos é de \$ 1.000,00, com crescimento esperado de 20% a.a., ponto de inadimplência após 1 ano de \$800,00 ($DCP + \frac{1}{2} * DLP$) e volatilidade de 10%. A *DD* para o intervalo temporal de 1 ano ($T = 1$) será de 4 (calculado conforme fórmula apresentada no item anterior). Neste caso, o EDF teórico será de 0,003% que representa a probabilidade associada a uma dispersão normal de 4 desvios-padrão em torno do valor esperado (média).

O KMV tem sido bastante útil para antecipação de inadimplência e deterioração de qualidade de crédito de uma empresa emissora de títulos de crédito. Em geral, quando a situação financeira de uma empresa começa a se deteriorar o EDF salta bruscamente entre um e dois anos antes da inadimplência da empresa.

4 ANÁLISE COMPARATIVA DOS MODELOS

Uma vez que o presente trabalho tem caráter prático, isto é, de estudar e apresentar os modelos existentes mais sofisticados de gerenciamento de risco de crédito para implementar na empresa onde o TF está sendo executado, o presente capítulo tem por objetivo realizar uma análise comparativa metódica com a finalidade de selecionar o modelo que mais se adapta à Octante Capital, tendo em vista suas peculiaridades na atuação no mercado de crédito privado e sua disponibilidade de dados que servem como input para os modelos.

Inicialmente apresentaremos os principais fatores utilizados para comparar os modelos, em seguida, para cada fator de comparação, uma análise de cada modelo, após uma crítica aos modelos apresentados e por fim uma análise comparativa para selecionar o modelo que mais se adapta à Octante capital.

4.1 Fatores de comparação

Segundo SAUNDERS (1999), é preciso utilizar 6 fatores chaves para comparar os quatro modelos descritos. A tabela abaixo sumariza estes fatores:

Tabela 11: Fatores de Comparação

Dimensões de Comparação	<i>Credit Metrics</i>	<i>Credit Portfolio View</i>	<i>CreditRisk+</i>	KMV
Definição de risco	MTM	MTM ou DM	DM	MTM ou DM
Impulsionadores de risco	Valores de ativos	Fatores macro	Índices de inadimplência esperada	Valores de ativos
Volatilidade de eventos de crédito	Constante	Variável	Variável	Variável
Correlação de eventos de crédito	Retornos sobre ativos normais multivariáveis	Carregamentos de fatores	Suposição de independência ou correlação com índice de inadimplência esperada	Retornos sobre ativos normais multivariáveis
Índices de recuperação	Aleatórios	Aleatórios	Constantes dentro da faixa	Constantes ou aleatórios
Abordagem numérica	Simulação ou analítica	Simulação	Analítica	Analítica

Fonte: Saunders (1999)

4.1.1 Definição do risco

Quanto à definição do risco é possível classificar o modelo em dois grupos:

- Modelos de reavaliação ou de valor de mercado (*MTM* – “*Mark-to-Market*”) – modelos que precificam ganhos ou perdas no valor de mercado do título de dívida em função de mudança da qualidade de crédito do devedor.
- Modelos de *default* (*DM* – “*Default models*”) – modelos que levam em conta apenas o estado “*default*” ou “*não default*” da instituição devedora. Normalmente modelos como estes são aplicados a portfólio com número extenso de devedores.

Modelos de reavaliação levam em consideração o risco de mudança da qualidade creditícia dos devedores e o risco de inadimplência, enquanto modelos de *default* levam em consideração apenas o risco de inadimplência das instituições devedoras. Dos modelos apresentados apenas o CreditRisk+ pode ser inteiramente classificado como modelo de *default*, uma vez que leva em consideração apenas as probabilidades de inadimplência dos devedores. O CreditMetrics e o CreditPortfólioView são considerados como modelos de reavaliação, pois ambos levam em consideração a mudança de classificação de *rating* das empresas emissoras de títulos de dívida. Já o KMV pode ser classificado em ambos grupos, uma vez que o modelo pode calcular o valor do título (precificar a mercado) utilizando uma abordagem de risco neutro.

4.1.2 Correlações

Dentre os quatro modelos estudados, apenas o CreditRisk+ não utiliza em seu modelo correlação entre os devedores. O CreditRisk+ modela a probabilidade de *default* de cada devedor como sendo independente dos outros emissores.

Os outros três modelos utilizam correlação em seus modelos. As correlações são obtidas das correlações dos retornos das ações dos emissores através de modelos. Também são utilizados modelos multi-fatores que relacionam o retorno das ações dos devedores com índices setoriais e macroeconômicos (CreditPortfólioView)

4.1.3 Impulsionadores do risco

Os impulsionadores do risco no CreditPortfólioView são as variáveis macroeconômicas. Já no CreditMetrics e KMV são os valores dos ativos e suas volatilidades. No CreditRisk+ o único impulsionador é a quantidade média de inadimplência (nível médio de inadimplência).

4.1.4 Volatilidade

Segundo CHAIA (2003), a diferença entre os modelos relacionada à volatilidade está em como a distribuição de probabilidades de inadimplência é modelada.

- O KMV apresenta a vantagem de possuir distribuição de probabilidades dinâmicas, pois, em seu modelo, dependem da frequência esperada de inadimplência (EDF), que por sua vez depende do preço das ações dos devedores (que são modificados diariamente na bolsa de valores).
- O CreditRisk modela a probabilidade de *default* através de uma distribuição Poisson, com a média sendo o número médio de *defaults* (taxa média de *default*), que por sua vez é modelada através de uma distribuição Gamma.
- As probabilidades de inadimplência e de migração da qualidade de crédito

no CreditMetrics são representadas por valores constantes obtidos através de séries históricas. Assim, a matriz de transição é também constante e independente de mudanças que estejam ocorrendo na economia ou internamente à empresa emissora.

- O CreditPortfólioView, por sua vez, modela as probabilidades de *default* e de migração de *rating* através de características do devedor e de uma função de um conjunto de variáveis macroeconômicas. As probabilidades não são, portanto, constantes. Elas se alteram com mudanças significativas na economia global e também alterações de parâmetros no mercado local em que os devedores atuam.

4.1.5 Taxa de recuperação

Dos quatro modelos estudados, apenas o KMV não leva em consideração em sua modelagem do valor de recuperação de um título emitido por uma empresa que foi posteriormente à falência. No CreditMetrics e no CreditPortfólioView, a taxa de recuperação não é constante, dependendo de algumas características do título de crédito em análise. Já no CreditRisk+, a taxa de recuperação é um valor fixo.

4.1.6 Abordagem numérica

Dos quatro modelos apresentados, todos podem ser implementados numericamente, mesmo aqueles que possuem solução estritamente analítica.

No CreditMetrics e no CreditPortfólioView, para avaliar um portfólio com um número relativamente grande de títulos de dívidas e empréstimos é preciso utilizar a simulação de Monte Carlo cuja implementação computacional não é trivial.

Já o KMV e o CreditRisk+ apresentam solução analítica apenas, que é facilmente implementada.

Do ponto de vista de implementação computacional, para um portfólio com muitos devedores, o KMV e o CreditRisk+, por apresentarem expressões analíticas fechadas, são mais facilmente implementados que o CreditMetrics e o CreditPortfólioView.

4.3 Críticas aos modelos

4.3.1 Taxa de juros

Todos os modelos aqui apresentados assumem como hipótese simplificadora que a taxa básica de juro é determinística, ou seja, que as estruturas temporais de taxa de juros utilizadas para precificar o valor de um título de dívida não se alteram ao longo do horizonte temporal em análise. Para resolver tal problema, pode-se incorporar aos modelos hipóteses que assumam movimentos estocásticos para taxas básicas de juro (livre de risco de crédito), ou seja, incorporar o risco de mercado aos modelos de risco de crédito. Esta integração deverá também considerar a correlação dos níveis de *default* com o patamar das taxas básicas de juro e também ao valor de mercado dos ativos.

Outra alternativa que pode ser considerada para resolver o problema é a utilização de cenários otimistas e pessimistas de mudanças na taxa de juros para precificar a carteira de crédito como um todo. Neste caso, a instituição financeira poderia considerar a provisão de perdas por devedores duvidosos como o resultado de perda esperada obtida através dos modelos de gerenciamento de risco de crédito utilizando o cenário pessimista de taxa básica de juro (altas taxas).

4.3.2 Degradação da percepção de risco da economia como um todo

Os modelos existentes de gerenciamento do risco de crédito não levam em consideração uma possível degradação do risco na economia como um todo. O cálculo do risco nos modelos está associado a mudanças nas probabilidades de *default* de cada devedor e na agregação dos riscos individuais por medidas de correlação. Entretanto, possíveis mudanças na percepção de risco de crédito na economia como um todo (de todos os emissores de títulos de dívida) não são modeladas.

Este problema aconteceu recentemente na última grande crise financeira mundial em 2008. Muitos bancos foram à falência porque não eram pagos pelos emissores dos títulos de dívida que detinham e/ou porque os títulos de dívida perderam valor em demasia devido a deterioração de suas qualidade creditícia (menor capacidade de pagamento das dívidas). Nenhum dos modelos de gerenciamento de risco de crédito previu que o mercado de crédito global se deterioraria, com um aumento brusco de taxas (abertura de spreads de crédito).

4.3.3 CreditMetrics e CreditPortfólioView

A maior desvantagem do CreditMetrics e do CreditPortfólioView não é sua metodologia, mas o fato das probabilidades de transição e de *default* serem obtidas a partir de médias históricas. A eficácia destes modelos baseia-se em duas hipóteses: primeiro, todas as empresas dentro de uma mesma categoria de *rating* têm a mesma probabilidade de *default* e, segundo, a probabilidade de *default* é uma média histórica de *default*. O mesmo se aplica para as probabilidades de migração de crédito, ou seja, probabilidades de mudanças de categorias de *rating* são idênticas para empresas classificadas em uma mesma categoria de *rating* de crédito.

4.4 Análise comparativa

Para selecionar o método a ser utilizado na Octante Capital para gerenciamento do risco de crédito, foi realizada uma análise comparativa metódica.

4.4.1 Método

O método de comparação utilizado foi a realização de um ranking com notas dadas a cada modelo. Foram definidos critérios de comparação, cada um deles ponderados com um peso que varia de 1 a 3, e foi dada nota de 0 a 5 para cada modelo em cada um dos critérios, sendo a nota final do modelo a somatória de suas notas ponderadas em cada critério. Assim, os modelos foram classificados e “rankeados”.

4.4.2 Critérios de avaliação

Os critérios utilizados são seis apresentados por SAUNDERS (1999) mais um critério relacionado à facilidade de obtenção de dados para implementar o modelo. Portanto, a lista de critérios selecionados para esta análise comparativa foi:

- Definição do risco
- Correlações
- Impulsionadores do risco
- Volatilidade
- Taxa de recuperação
- Abordagem numérica
- Facilidade de obtenção de dados

4.4.3 Ponderação dos critérios

A ponderação foi feita com pesos variando de 1 a 3. Os pesos foram atribuídos aos critérios conforme a importância do critério para a Octante Capital. O peso 1 representando que o critério é indiferente para a empresa, o peso 3 representa que o critério é extremamente importante para a empresa e peso 2 representa que o critério é relativamente importante.

Abaixo estão apresentados os pesos dados a cada um dos critérios:

- **Definição do risco. Peso 3.** Este parâmetro é de extrema importância, pois o risco que a empresa quer gerenciar deve levar em conta não somente o risco de *default*, mas também o risco de mudança da qualidade de crédito.
- **Correlações. Peso 2.** Este critério é importante na medida em que o portfólio da empresa não é grande. Assim efeitos de correlação entre setores específicos que a empresa apresenta em seu portfólio podem representar diferenças significativas no valor das perdas esperadas do portfólio.
- **Impulsionadores do risco. Peso 2.** Importante na medida em que representa o embasamento teórico do modelo.
- **Volatilidade. Peso 2.** Este critério é importante, uma vez que a Octante gostaria de implementar um modelo com volatilidade de eventos de crédito.
- **Taxa de recuperação. Peso 1.** A maneira de como a taxa de recuperação é modelada/obtida não tem importância para a Octante Capital.
- **Abordagem numérica. Peso 3.** Extremamente importante, pois o modelo deve ser de implementação não complexa.
- **Facilidade de obtenção de dados. Peso 3.** Também extremamente importante, pois as fontes de dados da empresa são limitadas.

4.4.4 Notas atribuídas aos modelos

As notas atribuídas a cada modelo para cada critério estão apresentadas na tabela abaixo:

Tabela 12 – “Notas atribuídas aos modelos”

Critério	CreditMetrics	CreditPortfólioView	KMV	CreditRisk+
Definição do risco	5	5	5	3
Correlações	5	3	5	2
Impulsionadores do risco	3	4	3	3
Volatilidade	3	5	5	5
Taxa de recuperação	4	4	3	3
Abordagem numérica	3	3	5	5
Facilidade de obtenção de dados	2	2	4	5

De acordo com os pesos atribuídos aos critérios no item anterior, a nota ponderada total de cada modelo está apresentada na tabela abaixo:

Tabela 13 – “Nota final ponderada dos modelos”

Modelo	Nota
KMV	71
CreditRisk+	62
CreditPortfólioView	58
CreditMetrics	56

Assim, segundo as especificidades da Octante Capital, o modelo que mais se adapta à empresa é o KMV da KMV Corporation.

CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho de formatura destaca a importância do crédito para o desenvolvimento econômico de um país e os principais conceitos envolvidos nos riscos financeiros incorridos pelas instituições financeiras diversas, dando enfoque ao risco de crédito. Uma vez que no Brasil a utilização de modelos elaborados de gerenciamento de risco de crédito ainda está em estágio embrionário, o presente trabalho analisou os principais modelos utilizados em grandes instituições financeiras internacionais (*KMV*, *CreditPortfolioView*, *CreditMetrics* e *CreditRisk+*)

Dentre as metodologias analisadas para quantificação e gerenciamento do risco de crédito, a metodologia *KMV* mostrou-se mais compatível com a realidade da Octante Capital, pois:

- leva em consideração tanto o risco de *default* (ou inadimplência) quanto o risco de migração de qualidade do crédito;
- correlações entre empresas emissoras de títulos de crédito são obtidas diretamente através dos preços de suas ações negociadas em bolsas de valores;
- as volatilidades de retorno dos ativos das empresas também são obtidas através das oscilações dos preços das ações das empresas;
- implementação numérica relativamente simples;
- dados necessários para sua implementação são obtidos de maneira simples.

O *KMV*, em relação aos outros modelos, apresenta a importante vantagem de possuir processo gerador da medida de risco contínuo e baseado em dados do mercado acionário, ao invés de agências de classificação de *rating* (*Standard & Poor's*, *Moody's*, *Fitch*). Por outro lado, não é possível analisar crédito de empresas que não possuam ações negociadas em bolsas de valores, o que não é o caso das empresas contidas nos portfólios de crédito da Octante Capital. Uma solução para implementar o *KMV* para portfólios com títulos de

crédito de empresas que não possuem ações negociadas em bolsa de valores é utilizar dados de empresas similares que possuam ações negociadas.

Outra vantagem do KMV é a menor parcialidade com que são feitas as reavaliações da qualidade do crédito das empresas emissoras de títulos de dívida. Pelo fato da fonte de dados vir da variação de preços das ações das empresas emissoras, o modelo apresenta maior capacidade de antecipação de mudanças na qualidade de crédito em relação aos demais modelos avaliados, que utilizam dados de agências de *rating*, que por sua vez fazem reavaliações das empresas em intervalos de tempo grande (que para determinadas empresas pode ser superior a 3 anos). Além disso, os outros modelos consideram que todas as empresas em uma mesma categoria de *rating* possuem a mesma probabilidade de *default* e deterioração da qualidade de crédito, enquanto estas probabilidades no KMV são calculadas individualmente através de dados do mercado acionário, o que possibilita identificação de alteração da qualidade de crédito instantaneamente.

Assim, pode-se concluir que a implementação do modelo produz tanto benefícios diretos para a gestão do risco de crédito na instituição financeira através da análise dos resultados do modelo, como indiretos, uma vez que provoca uma revisão na cultura de concessão de crédito na empresa como um todo.

BIBLIOGRAFIA

ARAGÃO, C.S.L., CARVALHO, L.E.Z.L., BARROS M.O. **Análise de risco de uma carteira de crédito por meio de Simulação de Monte Carlo**. Resenha BM&F, nº 152, p 49-56, 2002

ARVANITIS, Angelo. **Credit: the complete guide to pricing, hedging and risk management**. London, Eng. : Risk Books, 2004, c2001

BRITO, Giovani Antonio Silva. **Mensuração de risco de portfólio para carteiras de crédito a empresas**. São Paulo: FEA/USP (dissertação de mestrado), 2005

BESSIS, Joël. **Risk management in banking**. Chichester, West Sussex, England : Wiley, 2006

CAOQUETTE, J. ; ALTMANO, E. ; NARAYANAN, P. **Gestão do Risco de Crédito**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2000.

CHAIA, Alexandre Jorge. **Modelos de gestão do risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro**. São Paulo: FEA/USP (dissertação de mestrado), 2003

CREDIT SUISSE, CreditRisk+: **A Credit Risk Management Framework**. Credit Suisse FinancialProducts, 1997

CROUHY, Michel, GALAI, Dan, e MARK, Robert. **A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models**. Journal of Banking and Finance 25, 2000. p. 59-117

DUARTE JR, A. M. **Riscos: Definições, Tipos, Medição e Recomendações para seu Gerenciamento**, Resenha BM&F, n. 114, p. 25-33. São Paulo : Bolsa de Mercadorias e Futuros, 1996

EMERY, Douglas R., FINNERTY, John D. **Corporate financial management**. New Jersey: Prentice-Hall, 1997

F BRIGHAM, Eugene, C EHRHARDT, Michael, **Financial Management, 11th edition**. United States : Thomson – South-Western Editorial

GARSDIE, Thomas e al. **Credit portfólio management**. Oliver, Wyman & Company, 1999.

GONÇALVES, Eric Bacconi. **Análise de risco de crédito com o uso de modelos de regressão logística, redes neurais e algoritmos genéticos**. São Paulo: FEA/USP (dissertação de mestrado), 2005

JP MORGAN. **Credit Metrics - Technical Document**. 1997

KEYNES, J.M. **A teoria geral do emprego, do juro e da moeda**. Editora Atlas, 1982, Cap. 5, pág. 46-50.

LUCAS, D.J. **Default correlation and credit analysis**. Journal of Fixed Income. 1996, p 76-87

LUHMANN. **El concepto de riesgo**. Barcelona. Anthropos, 1996 (completar bibliografia)

MERTON, R. **On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates**. Journal of Finance 28, 1974, p 449-470

PERERA, Gustavo Henrique de Araujo. **Modelos de risco de crédito de clientes: uma aplicação a dados reais**. São Paulo: Instituto de Matemática e Estatística - USP (dissertação de mestrado), 2004

SAUNDERS, Anthony. **Financial institutions management : a modern perpective**. 2 ed. Chicago : Irwin Professional Publishing, 1996.

SCHUMPETER, J. **A instabilidade do capitalista**. Publicado originalmente em "The Economist Journal", Oxford, v. 38, n. 151, p 361-368, 1928.

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

STOLF, Wagner Albres. **Quantificação do risco de crédito: um estudo de caso utilizando o modelo 'ANTIND. Creditrisk +'**. Piracicaba: ESALQ (dissertação de mestrado), 2008

STUCHI, Luciano Gabas. **Quantificação de risco de crédito: uma aplicação do modelo CreditRisk + para financiamento de atividades rurais e agroindustriais**. Piracicaba: ESALQ (tese de doutorado), 2003

VICENTE, Ernesto Fernando Rodrigues. **Modelo para a avaliação do risco de crédito de municípios brasileiros**. São Paulo: FEA/USP (teste de doutorado), 2003

VEIGA, Rafael Paschoarelli. **Um modelo para o cálculo da probabilidade de default empregando árvores binomiais**. São Paulo: FEA/USP (tese de doutorado), 2006

