



Instituto Universitário de Lisboa

DCTI - Departamento de Ciências e Tecnologias da Informação

**O uso de simulação no cálculo do Value at Risk (VaR) de
carteiras de crédito a empresas: Um modelo de Apoio à Decisão
no âmbito dos acordos de Basileia**

Felipe Fernández Viz
M11994

Trabalho de projecto submetido como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Sistemas Integrados de Apoio à Decisão

Orientador:
Professor Doutor Duarte Trigueiros,
ADETTI (ISCTE-IUL) e Universidade do Algarve

[Setembro, 2011]

Agradecimentos

Ao ISCTE-IUL pelas facilidades concedidas na realização deste Mestrado e especialmente aos Coordenadores deste Mestrado, Professores Doutores Maria José Trigueiros e Filipe Santos.

Ao meu Orientador, Professor Doutor Duarte Trigueiros, por ter acreditado neste projecto, ensinar os conhecimentos necessários e dar a confiança suficiente que me permitiram desenvolver esta Dissertação.

A SAS Portugal pelo apoio prestado e especialmente ao Jos van der Velden pela sua disponibilidade, apoio e simpatia.

A minha mulher, Rita, por toda a sua paciência e confiança, sem o seu apoio tivera sido impossível realizar esta tarefa.

Obrigado a todos.

Resumo

O risco de crédito, isto é, o risco de incumprimento de obrigações creditícias, é a principal causa do aumento nas necessidades de capital disponível que os bancos enfrentam no contexto dos Acordos de Basileia. Tais necessidades, por sua vez, são calculadas com base numa medida associada a esse risco, o Value at Risk (VaR).

A dissertação propõe um método simples e robusto para estimação do VaR de uma carteira de empréstimos a empresas feitos por uma instituição bancária. Esse método baseia-se e demonstra a utilidade de Data Mining, Simulação e Business Analytics em geral, na estimação do VaR.

O risco consiste na perda, por falência, de uma proporção do montante em dívida; e pressupõe-se que, do conjunto de empresas a quem o banco concedeu empréstimos, a probabilidade de incumprimento (PD, probability of default), vem determinada por um score e por probabilidades à priori. Ao basear-se no uso de técnicas de simulação, o método proposto é capaz de ultrapassar limitações e pressupostos típicos dos métodos analíticos.

A dissertação inclui um exemplo de aplicação baseado em dados reais de um conjunto homogêneo de empresas cotadas no NYSE, New York Stock Exchange, entre 1990 e 2005. Para além de desenvolver o método e de o exemplificar, a dissertação também constitui uma introdução às necessidades de capital estipulada pelos Acordos de Basileia (Pillar One) e às principais metodologias AIRB (Advanced Internal Ratings Based) usadas no cálculo dessas necessidades, no caso do risco de crédito.

Classificação JEL: C13, C45, C53

Palavras-chave: Sistemas de Apoio à Decisão, Cálculo do Value at Risk (VaR), Risco de Crédito, Acordos de Basileia.

Abstract

Credit risk, also known as the default risk of credit obligations, is the main cause of the increasing need for available capital that banks face in the context of the Basel Accords. These needs, in turn, are calculated as a measure associated with this risk, the Value at Risk (VaR).

This Thesis proposes a simple and robust method to estimate the VaR of a loans portfolio made by one bank to a group of companies. This method is based and exemplifies the utility of Data Mining, Simulation and in general, Business Analytics in the VaR calculation.

The risk is the loss, by bankruptcy, of a proportion of the amount owed, and it is assumed that the number of companies to whom the bank has granted loans, the probability of default (PD), is determined by a score and a priori probabilities. By relying on the use of simulation techniques, the proposed method is able to overcome limitations and assumptions of the typical analytical methods.

This Thesis includes an example based on real data from a homogeneous set of companies listed on NYSE, New York Stock Exchange between 1990 and 2005. Apart from developing the method and illustrate it, the Thesis also provides an introduction to the capital requirements stipulated by the Basel Accords (Pillar One), and the main methodologies AIRB (Advanced Internal Ratings Based) used to calculate the capital need in the case of credit risk.

JEL Classification: C13, C45, C53

Keywords: Decision Support Systems, Calculation of Value at Risk (VaR), Credit Risk, Basel Accords.

Índice

Agradecimentos	ii
Resumo	iii
Abstract	iv
Índice	v
Índice de Tabelas	vii
Índice de Figuras	viii
Índice de Figuras	viii
Lista de abreviaturas	ix
1. Introdução	1
1.1 Enquadramento do problema	1
1.2 O Problema	2
1.3 Motivação	2
1.4 Pressupostos.....	2
1.5 Objectivos da dissertação	3
1.6 Metodologia	3
1.7 Estrutura da Dissertação	3
2. Enquadramento Teórico	4
2.1 Os requisitos de capital em Basileia II	4
2.1.1 Os acordos de Basileia	4
2.1.2 Basileia II	5
2.1.3 O Capital Económico.....	6
2.2 O conceito de VaR e a determinação dos requisitos de capital em Basileia II.....	7
2.2.1 O que é o VaR.....	7
2.2.2 Como se mede o VaR	8
2.2.3 Modelos e Metodologias principais.....	9
2.2.4 Principais críticas aos modelos	11
2.2.5 Seus méritos	13
2.2.6 Onde é que nasceu, como evoluiu	13
2.2.7 Quais são as variantes	15
2.2.8 Onde e como está a ser usado	16
2.3 O risco de crédito e os métodos IRB no caso do risco de crédito.....	17
2.3.1 O risco de crédito.....	17
2.3.2 A medida do risco de crédito	17

2.3.3 A Abordagem Padronizada	18
2.3.4 A Abordagem Baseada em Classificações Internas – IRB	18
2.3.5 Auto-Avaliação da Adequação do Capital Interno.....	21
2.4 Os Sistemas de Rating de risco de crédito.....	22
2.4.1 Os Sistemas de Scoring.....	23
2.4.2 Outros modelos alternativos.....	24
2.4.3 Limitações e validação dos modelos de rating.....	24
2.4.4 Filosofias a adoptar na calibração nos Sistemas de Rating.....	26
2.4.5 A validação dos modelos	27
2.5 A estimação dos Parâmetros	28
2.5.1 Formas de determinar a PD (Probability of Default)	28
2.5.2 A estimação das LGD (Loss Given Default)	29
2.5.3 O ‘Bottom-of-the-cycle LGD’	30
2.5.4 A estimação das EAD (Exposure at Default).....	32
3 Como obter um VaR a partir da PD por simulação	33
3.1 Obtenção dos dados.....	33
3.2 Preparação dos dados	34
3.2.1 Tratamento de dados.....	34
3.2.2 Obtenção da Carteira	36
3.3 Selecção e transformação de atributos explicativos.....	36
3.4 Modelo para estimação da PD e metodologia SEMMA	38
3.5 Obtenção e Calibração das PD.....	40
3.6 Simulação final	44
4 Um exemplo de aplicação.....	46
5 Conclusões do Estudo.....	48
6 Bibliografia.....	49
Anexo A	52
Anexo B	55
Anexo C	58

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Factores de avaliação entre as diferentes metodologias de cálculo do VaR..	11
Tabela 2 - Evolução das ferramentas analíticas de gestão de risco (Século XX).....	14
Tabela 3 - Número de casos em cada partição da Amostra	36
Tabela 4 - Matriz de confusão para o Training Set e o Test Set (Rede Neuronal MLP)	39
Tabela 5 - Scores obtidos sobre a distribuição Normal	42
Tabela 6 - Tabela de frequências e percentis.....	46
Tabela 7 - Classificação industrial dos dados utilizados (COMPUSTAT).....	54
Tabela 8 - Lista dos mais importantes atributos disponíveis na BD COMPUSTAT	56
Tabela 9 - Lista das principais transformações	56
Tabela 10 - Lista dos principais rácios segundo modelo	56
Tabela 11 - Lista das transformações logarítmicas aplicadas	57
Tabela 12 - Características da Rede Neural (MLP; Profit/Loss, com e sem árvore).....	59
Tabela 13 - Características da MBR (Memory-Based Reasoning)	59
Tabela 14 - Características da Regressão (com e sem árvore)	59
Tabela 15 - Características da Árvore de Decisão (método prune).....	59

Índice de Figuras

Figura 1 - Relação entre as potenciais perdas numa carteira de créditos e a sua probabilidade.....	8
Figura 2 - Basileia II (Pilar I) – Abordagens de mensuração do risco de Crédito.....	17
Figura 3 - Sensibilidade ao risco e complexidade dos métodos de mensuração do Risco	21
Figura 4 - Comparação de carga de Capital segundo rating para diferentes sistemas de notação : BIS I e as IRB básica e avançada.....	22
Figura 5 - Processo habitual na assinatura de ratings.....	25
Figura 6 - Variação na assinatura das default rates nos sistemas PIT e TTC em relação ao ciclo de negócio.....	26
Figura 7 - Requerimentos em Basileia II respeito ao ‘Bottom-of-the-cycle LGD’	30
Figura 8 - Representação do incremento de Capital em função dos segmentos (PDs) e da perda irrecuperavel (LGD).	31
Figura 9 - Fluxograma do processo SEMMA. Resumo dos estágios.....	39
Figura 10 - Representação da Rede Neural MLP : 3 câmaras, 3 inputs e 2 outputs.....	40
Figura 11 - Diagrama do processo completo da Simulação.....	45
Figura 12 - Distribuição resultado da simulação	46
Figura 13 - Fluxo modelo analítico.....	58
Figura 14 - Curva de Roc dos modelos avaliados	60
Figura 15 - Estatística escolha modelo (Train).....	60
Figura 16 - Estatística escolha modelo (Test)	60

Lista de abreviaturas

AIRB - Advanced Internal Rating-Based Approach, Abordagem avançada baseada em classificações internas

BCBS - Basel Committee on Banking Supervision

BCE - Banco Central Europeu

BdP - Banco de Portugal

BBK - Deutsche Bundesbank

BIS - Bank for International Settlements

CRD - Capital Requirements Directive

EAD - Exposure at Default

ECAI - External Credit Assessment Institutions, Agências de notação externa.

EL - Expected Loss

IRB - (Foundation) Internal Ratings-Based Approach, Abordagem baseada em classificações internas

ISCTE - Instituto de Ciências do Trabalho e da Empresa

LGD - Lost Given Default

MSIAD - Mestrado em Sistemas Integrados de Apoio à Decisão

PD - Probability of Default

RWA - Risk Weight Funcions, posições ponderadas pelo risco

1. Introdução

O risco de crédito, ou de incumprimento de obrigações creditícias, é a principal causa do aumento nas necessidades em capital disponível que os bancos enfrentam no contexto dos Acordos de Basileia. Tais necessidades, por sua vez, são calculadas com base numa medida associada a esse risco, o Value at Risk (VaR).

Esta medida de risco “universal” constitui a forma mais aproximada e intuitiva de quantificar o risco associado a uma carteira de investimentos feitos, principalmente, por instituições financeiras. Conforme Jorion (2005), o VaR mostra o valor da pior condição que um portfólio pode atingir, dentro de um horizonte de tempo e intervalo de confiança, em condições normais de mercado.

Apesar de ser conceptualmente simples de entender, o VaR é uma medida difícil de se obter para carteiras de empréstimos. Com a evolução dos estudos a respeito do risco, muitos modelos que buscam a sua mensuração, tais como o VaR histórico, VaR paramétrico e por simulação (Monte Carlo), foram sendo criados e diante deles surgiu, por parte das instituições, o questionamento de qual dos modelos seria o mais viável.

Neste trabalho propõe-se um modelo de cálculo do VaR de uma carteira de créditos concedidos a empresas, baseado no cálculo da probabilidade de incumprimento (PD, probability of default) determinada por scores e por probabilidades a priori e o posterior uso de simulação. Entre a abundantíssima bibliografia da gestão de riscos, podem encontrar-se alguns trabalhos interessantes que abordaram de forma similar ao modelo proposto o cálculo das PDs utilizando métodos baseados nos Scores. De entre elas é de destacar a contribuição de Glößner (2003).

O conhecimento da exposição ao risco das instituições financeiras e a criação de uma “cultura baseada no risco”, tal como sugerem os acordos de Basileia, é essencial para que as tomadas de decisão sejam eficazes e pouco custosas no futuro.

1.1 Enquadramento do problema

A dissertação propõe um método simples e robusto para estimação do VaR de uma carteira de empréstimos feitos por uma instituição bancária a um conjunto de empresas.

As metodologias actuais, desenvolvidas numa perspectiva estatística, não exploram suficientemente as possibilidades das técnicas analíticas. A utilização deste tipo de simulações no cálculo do VaR no caso do risco de crédito como alternativa às aplicadas actualmente, pode ser considerada inovadora, sendo a principal mais-valia do projecto. Pelos pressupostos descritos, a dissertação considerar-se como criativa.

1.2 O Problema

Pretende-se aproximar uma solução ao seguinte problema:

“De que forma podemos aplicar os métodos analíticos, alternativos aos métodos estatísticos tradicionais, na melhoria do cálculo do Value-at-Risk para o caso de uma carteira de empréstimos a empresas?”

1.3 Motivação

Existem várias motivações que levaram à abordagem desta Dissertação.

A minha actividade profissional desenvolve-se actualmente na consultoria informática na área de banca e especificamente na área de Riscos, pelo que o ganho profissional obtido com este projecto poderá ser significativo a curto e a longo prazo. Também existe uma certa afinidade com a Economia e com as técnicas analíticas e de modelização. O ganho neste caso será juntar estas sinergias para desenvolver estas capacidades, conhecimentos e técnicas. E por último a motivação, académica, de obter uma perspectiva diferente da utilização de modelos de apoio à decisão no âmbito do Risco e especificamente no contexto dos Acordos de Basileia.

1.4 Pressupostos

De entre os tipos de risco definidos pelo BCBS, risco de crédito, de mercado e operacional, unicamente será considerado o risco de crédito. Em todos estes casos é possível aplicar a metodologia VaR (sendo especialmente fácil e intuitiva no risco de mercado) mas o âmbito da dissertação seria demasiado extenso. O âmbito limita-se numa visão top-down ao risco de crédito e especificamente ao crédito ao sector empresarial.

Dentro do segmento definido fica excluído qualquer tipo de blending - influência entre diferentes tipos de riscos, e áreas ‘cinzentas’ como por exemplo downgrades devido a incumprimentos ou alterações de valor devido a flutuações de tipo de interesse ou no spread do crédito para um grade específico, que considero dependem da sensibilidade de mercado.

Ficam também excluídos produtos e instrumentos financeiros negociáveis como as opções e os derivados, com âmbito não só no risco-mercado senão também em parte relacionados com o crédito-risco, e parte da banca retalho.

Com respeito aos modelos, não serão considerados neste trabalho técnicas de avaliação de risco-capital de tipo CAPM - Capital Asset Pricing Model (avaliação de activos financeiros) ou APT - Arbitrage Pricing Theory (arbitragem).

No desenvolvimento do Modelo e na sua validação, recorreu-se a varias bases de dados, selectivas sobre uma fundamental, a COMPUSTAT da Reuters-Thompson que trata de empresas sediadas nos EUA e cotadas no NYSE, New York Stock Exchange.

1.5 Objectivos da dissertação

Para além de desenvolver o método e de o exemplificar, a dissertação também constitui uma introdução às necessidades de capital estipuladas pelos Acordos de Basileia (Pillar One) e às principais metodologias AIRB (Advanced Internal Ratings Based) usadas no cálculo dessas necessidades no caso do risco de crédito.

1.6 Metodologia

Na descrição dos conceitos e descrição teórica do modelo será aplicada uma aproximação top-down ao problema segundo o conjunto de boas práticas existentes na gestão de riscos definida na abundante bibliografia.

O modelo será desenvolvido em relação a sua própria metodologia, bottom-up e “não paramétrica”, segundo as condições exigidas pelo BCBS em Basileia II na sua recomendação para a implementação dos métodos de notações internas (Métodos IRB). Na parte da implementação física dos modelos analíticos serão ainda utilizadas as recomendações das SAS para construção de modelos de Mining, SEMMA.

1.7 Estrutura da Dissertação

Este trabalho de dissertação está estruturado em cinco partes ou capítulos.

O primeiro capítulo é dedicado à introdução e formulação do problema, delimitação do âmbito e descrição da metodologia e motivações.

O segundo capítulo trata do enquadramento teórico. Introduce os requisitos e adequação do capital nos Acordos de Basileia (I e II) e especificamente o que nos ocupa nesta dissertação, o Pillar One. Define-se conceito de VaR, as suas principais variantes, as metodologias de cálculo, as origens e as alternativas mais importantes.

Define-se o risco de crédito e os actuais métodos de cálculo do Capital regulamentar, e mais especificamente os preconizados pelos acordos de Basileia, os métodos de notações internas ou IRB. Finalmente detalham-se as principais metodologias de cálculo dos parâmetros - PD, LGD, EAD - deste tipo de métodos.

O terceiro capítulo abrange as diferentes formas de chegar às Probabilities of Default-PD mediante técnicas de simulação. Explica-se o o tratamento dos dados assim como o modelo e a forma escolhida para o cálculo do Valor em risco (VaR) a partir da metodologia de obtenção das PDs.

Por último apresenta-se um resumo dos resultados de aplicar a metodologia ao caso de uma carteira de empréstimos a empresas e a sua relação com os conceitos apresentados. O trabalho também expõe as conclusões finais e algumas linhas de continuação futuras.

2. Enquadramento Teórico

“With globalisation increasing, you’ll see more crises. Our whole focus is on the extremes now—what’s the worst that can happen to you in any situation—because we never want to go through that again”.

John Meriwether, The Wall Street Journal, 21 August 2000

2.1 Os requisitos de capital em Basileia II

2.1.1 Os acordos de Basileia

No início da década dos 80s o Sistema Monetário Internacional começou a ficar destabilizado. A generalidade dos bancos estava pouco capitalizada e existiam diferenças muito grandes entre os níveis de capitalização das Instituições Financeiras nos diferentes países. Exigiam-se medidas urgentes que minimizassem o risco do sistema de forma a evitar que os grandes bancos faliram.

Nesta perspectiva os responsáveis pela supervisão bancária nos países do G-10 decidiram criar o Comité de Regulamentação Bancária e Práticas de Supervisão, sediado no Banco de Compensações Internacionais - BIS, em Basileia, na Suíça, e frequentemente denominado como Comité de Basileia¹.

Em Julho de 1988, após intenso processo de discussão, foi celebrado o Acordo de Basileia, que definiu mecanismos para mensuração do risco de crédito e estabeleceu a exigência de capital mínimo para suportar riscos. Actualmente, este Acordo é conhecido como Basileia I.

Os objectivos do Acordo foram reforçar a solidez e a estabilidade do sistema bancário internacional e minimizar as desigualdades competitivas entre os bancos internacionalmente activos. Essas desigualdades eram o resultado de diferentes regras de exigência de capital mínimo pelos agentes reguladores nacionais.

O Acordo de Basileia definiu três conceitos importantes:

- Capital Regulamentar - montante de capital próprio alocado para a cobertura de riscos, considerando os parâmetros definidos pelo regulador;
- Factores de Ponderação de Risco dos Activos - a exposição a Risco de Crédito dos activos (dentro e fora do balanço) são ponderados por diferentes pesos estabelecidos, considerando, principalmente, o perfil do tomador;

¹ O Comité é constituído por representantes dos bancos centrais e por autoridades com responsabilidade formal sobre a supervisão bancária dos países membros do G-10. Neste Comité, são discutidas questões relacionadas à indústria bancária, visando a melhorar a qualidade da supervisão bancária e fortalecer a segurança do sistema bancário internacional.

O Comité de Basileia não possui autoridade formal para supervisão supranacional, mas tem o objetivo de induzir comportamento nos países membros do G-10. Estes, ao seguir as orientações, estarão contribuindo para melhoria das práticas no mercado financeiro internacional.

- Índice Mínimo de Capital para Cobertura do Risco de Crédito (Índice de Basileia ou Razão BIS) - razão entre o capital regulamentar e os activos (dentro e fora do balanço) ponderados pelo risco - RWA. Se o valor apurado for igual ou superior a 8%, o nível de capital do banco está adequado para a cobertura de Risco de Crédito. O risco de crédito era determinado, essencialmente, através de ponderadores-*standard* de acordo com o tipo de contraparte e de garantia.

2.1.2 Basileia II

Em finais dos anos 90, o desenvolvimento da banca atingiu níveis elevados de sofisticação e complexidade nas suas operações o que obrigou a encontrar novas vias para reduzir o RWA sem reduzir o nível real de risco

Em Junho de 2004, o Comité divulgou um Novo Acordo de Capital, comumente conhecido por “Basileia II”², com os seguintes objectivos:

- Assegurar que os níveis de fundos próprios acompanhem as alterações do perfil de risco das instituições;
- Reforçar a actuação das autoridades de supervisão (a nível nacional e em cooperação com outras autoridades competentes) e da disciplina de mercado;
- Desenvolver um conjunto de incentivos que premeie a capacidade das instituições e grupos financeiros em medir, gerir e controlar os riscos a que se encontram expostos;

Assim, o regime prudencial proposto por Basileia II propõe um enfoque mais flexível para exigência de capital e mais abrangente com relação ao fortalecimento da supervisão bancária e ao estímulo para maior transparência na divulgação das informações ao mercado. O acordo está baseado em três grandes premissas designadas com “Pilares”:

- O Fortalecimento da estrutura de capitais das instituições através da determinação dos requisitos mínimos de fundos próprios para a cobertura dos riscos de crédito, de mercado e operacional (Pilar 1)
- A convergência das políticas e práticas de supervisão (fixação de requisitos mínimos diferenciados, em função dos perfis de risco ou da solidez dos sistemas de gestão e controlo interno das instituições) (Pilar 2)
- A redução da assimetria de informação e favorecimento da disciplina de mercado de modo a assegurar maior transparência sobre a situação financeira e a solvabilidade das instituições (Pilar 3).

O tema que nos ocupa nesta dissertação é o tratamento a ser dado para a determinação da exigência de capital face aos riscos em que incorrem as actividades desenvolvidas pelas instituições financeiras, o Pilar I.

² Basileia II entrou em vigor na União Europeia em 1 de Janeiro de 2007, sob a Directiva Requisitos de Capital (CRD) com obrigação de implementação desde o início de 2008.

As orientações de “Basileia II” foram incorporadas no quadro legislativo comunitário através das Directivas n.º 2006/48/CE e n.º 2006/49/CE, do Parlamento Europeu e do Conselho, de 14 de Junho de 2006 (Capital Requirements Directive – CRD), transpostas para a ordem jurídica nacional, respectivamente, pelos Decretos-Leis n.º 103/07 e n.º 104/07, ambos de 3 de Abril, bem como por um conjunto de Avisos e de Instruções do Banco de Portugal, que regulamentam os mencionados decretos-leis.

2.1.3 O Capital Económico

Nos Acordos de 1988, o cálculo do índice mínimo de capital para cobertura do risco de crédito era calculado com base em ponderadores de risco pré-determinados e estandardizados de acordo com o tipo de contraparte e de garantia. Esta aproximação, apesar de ser considerada simples transformou-se numa falta de sensibilidade em relação à estimação da qualidade dos activos, basicamente foi um incentivo aos bancos para procurarem activos de baixo perfil de risco e portanto de menor "consumo de capital regulamentar", fugindo dos activos inseridos em classes de risco classificadas como altas.

Este enquadramento não toma, contudo, em consideração a essência económica do risco de crédito, pois segmenta cegamente os activos em classes de risco, sem atender à qualidade (risco) de cada activo. Os novos Acordos de Basileia II já têm em consideração esta situação ao introduzir o conceito de "Capital Económico" no âmbito da adequação do capital regulamentar segundo o nível de risco às diferentes actividades de negócio (BIS 2008).

Define-se o "capital económico" de um banco como o capital que lhe permite fazer face às perdas não esperadas³, que têm uma muito pequena mas definida hipótese de ocorrerem. O que caracteriza cada classe de risco é a frequência esperada de incumprimento nessa classe, sendo ainda necessário uma estimativa de perda de incumprimento. Em cada classe, as correspondentes contrapartes já pagam no *spread* a probabilidade de incumprimento, o que significa que, em princípio, as perdas em que o banco incorre nessa classe de risco já são perdas esperadas e que vão ser pagas pelos clientes da classe que não entram em *default*. Por isso, o capital económico não está ligado a essas perdas esperadas, as quais são suportadas pela própria classe de risco, ou seja, pelo próprio mercado.

Por outro lado e neste contexto o banco deverá garantir a responsabilidade pelas perdas não esperadas em que incorre após determinação pelo modelo. Esta garantia é dada através do provisionamento de fundos próprios.

Basileia II tenta justamente aproximar o capital económico do capital regulamentar e para isso dá liberdade aos bancos para melhorar e sofisticar as técnicas de análise e cálculo de risco, de forma a optimizarem o capital regulamentar, aproximando-o do capital económico. A adopção de alocação de Capital Económico tem uma influência directa na tomada a decisão do negócio (KPMG 2003. pp11), todo investimento já não é unicamente observado desde uma perspectiva do valor senão também da sua adequação ao risco, condicionando mesmo a continuidade do investimento.

³ As perdas esperadas correspondem a valores de perdas que se podem conhecer se é antecorada a informação que as provoca. Perdas inesperadas são as potenciais desviações das esperadas, por exemplo : flutuações de valor de mercado inesperadas , incremento de default fora do esperado devido a um período de crise, downgrades imprevistos da carteira, etc..

2.2 O conceito de VaR e a determinação dos requisitos de capital em Basileia II

2.2.1 O que é o VaR

Jorion (2005) define o VaR (Value-at-Risk ou Valor em risco) de seguinte forma :

“VaR measures the worst expected loss over a given horizon under normal market conditions at a given confidence level”.

O VaR é expresso em níveis de probabilidade. Dado um nível de confiança $\alpha \in (0,1)$, o VaR do portfólio no nível de confiança α é dado pelo menor número l tal que a probabilidade de a perda L exceder l não é maior que $(1 - \alpha)$.

$$\text{VaR}_{\alpha} = \inf \{l \in \mathbb{R} \mid P(L > l) \leq 1 - \alpha\} = \inf \{l \in \mathbb{R} \mid F_L(l) \geq \alpha\} \quad (1)$$

Quando bem definida, a quantidade $\text{VaR}_{\alpha}(L)$ representa, assim, a menor perda possível com probabilidade superior, ou igual, a α .

O VaR consegue resumir o risco total (crédito, carteira ou banco) numa única medida, e expressar este resultado em dinheiro. O VaR é uma aproximação numérica à quantidade máxima possível de dinheiro que pode ser perdida pela carteira em cenários que serão extremamente desvantajosos mas “normais” de ocorrerem⁴.

Porém não constitui uma garantia total na medição do risco, nomeadamente não produz informação sobre os riscos que excedem o nível de confiança, pelo que deve ser complementado nos casos extremos (e altamente improváveis) com os chamados testes de esforço⁵.

Esta medida vem ter especial importância na gestão de risco de portfólios - é aplicável a qualquer tipo de portfólio- e especificamente no âmbito desta dissertação, nas perdas nas carteiras de crédito.

Apesar de ter algumas limitações significativas o VaR continua a ser a melhor e mais simples técnica de avaliação de risco financeiro entre as mais de cem existentes na actualidade⁶ e foi adoptada em 2005 pelo Comité de Basileia para a definição do Capital Mínimo Regulamentar (Basileia II).

⁴ Entende-se por perda de valor da carteira a diferença entre o valor inicial e o valor final no fim do horizonte temporal definido

⁵ Os Testes de Stress definem cenários que simulam condições extremas no modelo para determinar a resposta ao impacto na carteira. Estas situações correspondem aos extremos da Distribuição (calda). O VaR consegue prever correctamente as situações fora da “normalidade” (severas) mas não as condições fora da calda da Distribuição (catastróficas).

⁶ Num estudo abrangente **Cogneau e Hubner (2009)** identificam mais de 101 formas de medir a performance de um portfólio.

2.2.2 Como se mede o VaR

O cálculo do VaR está estreitamente relacionado com a capacidade de computação, pelo que os desenvolvimentos dos métodos de cálculo de VaR são relativamente recentes (início dos 90's). No cálculo devemos observar as seguintes considerações válidas para qualquer modelo:

Para estimar as probabilidades de perdas (esperadas e não esperadas) originadas pelos factores de risco⁷ com um dado nível de confiança, necessitamos de definir distribuições de probabilidade para cada risco e observar as suas correlações e o seu impacto no valor total do risco a calcular. Para determinar qual função de probabilidade escolheremos, no modelo existem duas possibilidades: podemos supor um comportamento (método paramétrico, necessitamos estimar os parâmetros da distribuição de forma a obter o modelo que pretendemos) ou empregar dados de histórico e inferir o comportamento (método não paramétrico, extraímos os parâmetros da distribuição empírica).

Na figura 1 pode-se observar graficamente a relação entre os parâmetros para uma distribuição típica de perdas de uma carteira de crédito.

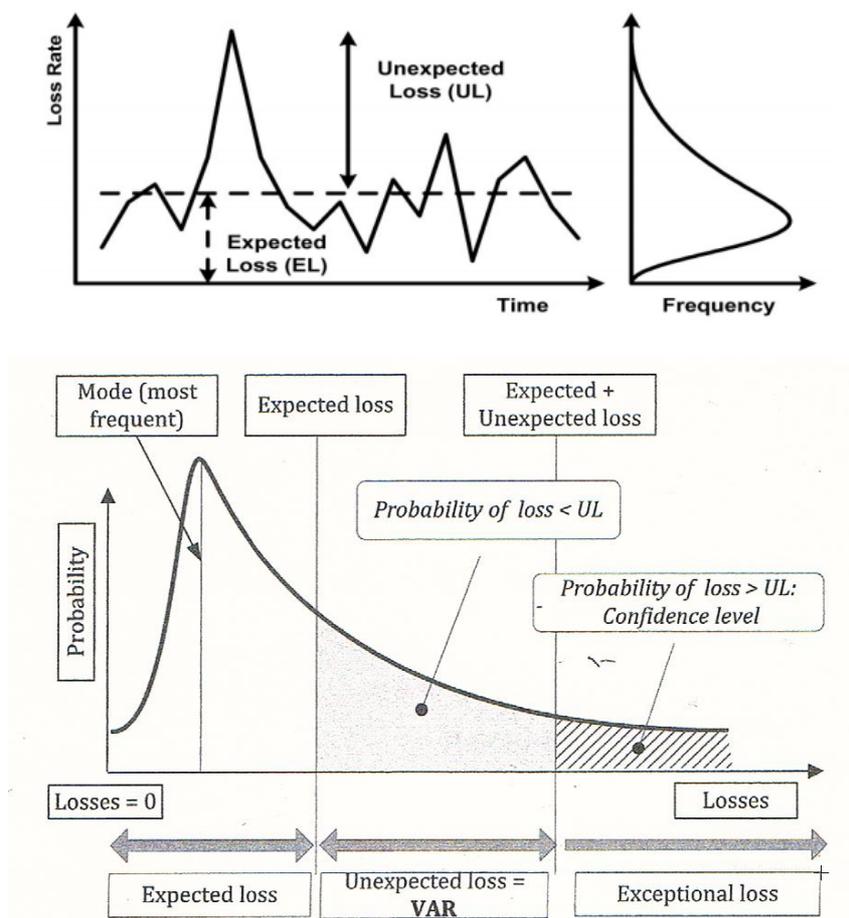


Figura 1 - Relação entre as potenciais perdas numa carteira de créditos e a sua probabilidade. Adaptação de grafico BIS (2005) e Bessis (2010, p216)

⁷ No nosso caso os factores de risco são todos aqueles factores que provocam as (potenciais) perdas na carteira de créditos. O Var que queremos calcular esta completamente focalizado neste objetivo.

No caso das carteiras de crédito as simulações sobre distribuições de histórico são amplamente utilizadas pela sua simplicidade e transparência. Devido às limitações de computação deverá existir um equilíbrio entre o horizonte temporal do histórico (que determina o volume de dados) e a precisão do cálculo que se pretende obter.

O VaR pode ser calculado para um crédito⁸, uma ou várias carteiras e/ou para o conjunto de toda a entidade financeira. No caso de vários créditos deveremos considerar, normalmente, os efeitos das correlações entre os créditos/subcarteiras (diversificação). Na maior parte dos casos a correlação é positiva mas não “perfeitamente” positiva (quando atingimos o máximo valor possível da correlação).

Jorion (2007) identifica alguns elementos ‘chave’ no cálculo do VaR:

- Calcular a posição ou valor da carteira na data actual (medir) para posteriormente poder modelar;
- Identificar os factores de risco da carteira, e medir as suas variabilidades; estes factores serão os drivers de qualquer modelação posterior.
- Definir o horizonte de tempo. Corresponde com o “tempo de reacção” que precisa o banco para mitigar os efeitos do risco; Basileia “estabelece” um horizonte de sobrevivência a um ano no caso do crédito-risco para facilitar a comparação entre instituições e agências.
- Definir o nível de confiança, deve ser aquele que defina um VaR (ou Capital Económico) que permita cobrir exactamente o nível de risco pretendido.
- Calcular a pior perda potencial assumível pela entidade, ou seja o “limite” do risco.

2.2.3 Modelos e Metodologias principais

Existe uma variedade de modelos previsionais para estimar o VaR. Cada metodologia contém uns pressupostos que permite agrupar os diferentes modelos segundo as suas características.

Diferentes autores como Jorion (2005) e Bessis (2010) classificam os métodos em dois grupos principais:

Paramétricos⁹, assumem que os retornos dos factores de risco são sempre “normalmente” distribuídos, e que a variação do valor do portfólio é linearmente dependente de todos os retornos dos factores de risco;

⁸ Também conhecido como **SVaR** – Standalone VaR

⁹ Também conhecida como : **Linear VaR, VaR Variância-Covariância, Greek-Normal VaR, Delta Normal VaR, ou Delta-Gamma Normal VaR.**

Neste caso o VaR é calculado como o quantil¹⁰ da distribuição standard normal com um dado nível de confiança α , utilizando um valor esperado, por exemplo a média, e um desvio padrão (Jorion, 2005, p. 112). Os factores de risco podem variar no tempo (variância) e com respeito aos outros activos do portfólio (co-variância).

A principal vantagem do método é a sua rapidez de cálculo. As desvantagens: a complexidade do método se eleva consideravelmente se o número de co-variâncias cresce rapidamente com o número de activos do portfólio, as co-variâncias são estáticas, não variam no tempo. O modelo não dá informação da não-normalidade e da não-linearidade respeito dos factores de risco.

Um dos mais recentes métodos do cálculo do VaR baseia-se no uso da Teoria dos Valores Extremos (*Extreme-Value Theory*, EVT). Para alguns autores como Embrechts (2000) este método consegue um melhor ajustamento às abas da distribuição dos retornos. A EVT é considerada ainda uma abordagem semi-paramétrica, uma vez que esta se aplica apenas às caudas e é inapropriada para descrever a parte central da distribuição. (Jorion, 2005).

As metodologias alternativas podem ser classificadas como “**não-paramétricas**” e as mais importantes são:

Simulação histórica, as vezes chamadas de ‘métodos actuariais’, assumem que os retornos dos activos no futuro terão a mesma distribuição que tiveram no passado; é o método mais simples conceptualmente, aplicável a todo tipo de instrumentos e o que permite comunicar melhor o risco mas também é o mais lento no cálculo. É capaz de capturar completamente a não-normalidade e a não-linearidade e não necessita assumir a existência de uma distribuição Normal. O método assume as volatilidades e correlações internas dos factores de risco (evitam-se as matrizes de variância-covariância)

A principal desvantagem é que só prepara o modelo para os mesmos casos acontecidos no passado, especificamente para os casos dentro do histórico considerado. Podemos dar como exemplo dentro da indústria do software de simulação a CreditRisk+TM e uma simplificação desta abordagem: o próprio modelo usado para o cálculo do Capital mínimo de acordo com Basileia II (BIS 2006).

Simulação de Monte Carlo¹¹, simula os retornos dos factores de riscos de forma aleatória através da criação de cenários, pode assim evitar a utilização de dados de histórico na simulação e capturar efeitos não lineares nos factores de risco; Esta aproximação assume que a distribuição dos factores de risco é conhecida antes da simulação.

Os principais desvantagens é precisamente o elevado volume de cálculos necessários para criar os (infinitos) cenários e que, ao contrário da simulação histórica aqui é necessária uma Distribuição Normal ou Log-Normal. Entram dentro deste tipo as metodologias mais utilizadas na indústria do software de simulação como as baseadas no modelo de Merton (CredimetricsTM), modelos de incumprimento macroeconómicos (CreditPortfolioViewTM) e modelos macroeconómicos de fluxo de caixa (modelos de cash-flow). Outros modelos com esta abordagem, como sugerem Glasserman et al. (2000), utilizam técnicas de redução de

¹⁰ Segundo Bessis (2010, pp 201) a utilização de percentis (níveis de confiança) aplicados à (às) variáveis aleatórias em estudo constitui uma ferramenta obrigatória em qualquer metodologia de gestão de risco, mesmo não seja VaR.

¹¹ Também conhecida como MCE (Monte Carlo Evaluation)

variância para estimar o VaR, como a amostragem por importância¹² e a amostragem estratificada¹³.

A principal diferença entre todos os métodos consiste na aproximação dada à caracterização das correlações¹⁴.

Na tabela 1 resumem-se as principais forças e fraquezas das três metodologias. O grau do círculo preenchido é proporcional à capacidade do método respeito ao factor avaliado: rapidez de resposta (velocidade de cálculo), capacidade de capturar a não-linearidade, a não-normalidade e a independência com respeito a dados de histórico.

	Parametric VaR	Monte Carlo Simulation	Historical Simulation
Speed of computation	●	○	◐
Ability to capture nonlinearity	○	●	●
Ability to capture nonnormality	○	◐	●
Independence from historical data	◐	◐	○

Tabela 1 - Factores de avaliação entre as diferentes metodologias de cálculo do VaR (Marrison 2002, pp 104)

Os grandes fundos de investimentos utilizam predominantemente o VaR Paramétrico, pois, através deste método, o gestor pode englobar uma série de variáveis estatísticas e econométricas, tornando a análise mais adaptada ao dinamismo das variações de mercado.

Os métodos não paramétricos são mais simples de serem aplicadas pelo investidor. Necessitam de um histórico confiável e relativamente extenso ou um número elevado de cenários simulados, pois quanto maior a amostra, maior a confiabilidade do resultado.

No cálculo do VaR, Basileia permite a utilização de qualquer método sempre que seja consistente com os resultados de um backtesting¹⁵, a excepção dos LDP-Low Default Portfólios, apenas ou até sem eventos de incumprimento. Uma solução é usar uma medida/fonte externa alternativa como por exemplo EDF© (Expected Default Frequency) modeladas pelo Moody's-KMV Credit Monitor (Bessis 2010, pp 216)¹⁶.

2.2.4 Principais críticas aos modelos

Apesar de ser eficiente em proporcionar ao investidor uma estimativa da potencial perda de uma carteira em função do histórico, como enfatiza Jorion (2005), muitas críticas são feitas a esta ferramenta de análise de risco. Calcular o VaR é difícil e o resultado obtido é

¹² Força a seleção de um maior número de amostras nas partes mais importantes do problema (eventos que mais contribuem para os parâmetros a serem inferidos). Esta distorção se faz introduzindo uma nova função distribuição e os valores devem ser corrigidos por um fator peso para não alterar os resultados esperados

¹³ Usada quando a população divide-se em sub populações (estratos) razoavelmente homogêneos. A amostragem estratificada consiste em se especificar quantos itens da amostra serão retirados de cada estrato. A seleção em cada estrato deve ser aleatória.

¹⁴ Os efeitos de correlação produzem distribuições de perdas que são altamente enviesadas devido à , relativamente pouco frequente, probabilidade de incumprimento. Este é um dos principais problemas na medida do risco de crédito

¹⁵ Esta técnica consiste na comparação do histórico com o valor actual

¹⁶ Segundo o estado no ciclo de negócio este modelo é classificado como PIT (ver apartado 2.4.4) pelo que há que ter atenção as comparações com TTC.

instável se não é utilizado o pressuposto da ‘normalidade’. A utilização de distribuições não-normais é necessária sempre que as perdas demonstrem uma tendência a valores discretos e caudas grossas.

O VaR apresenta desvantagens importantes segundo os pressupostos que sejam feitos no seu cálculo, nomeadamente:

- No apuramento do VaR são assumidas distribuições normais sempre que se desconhece a frequência e distribuição dos eventos¹⁷. Distribuições com caudas grossas são muito mais difíceis de calibrar e parametrizar do que distribuições normais. A simplificação do cálculo do VaR provoca a subestimação do seu valor. Se a distribuição não é estritamente crescente o VaR pode apresentar interrupções com respeito ao nível de confiança.

- O VaR ao estar centralizado na “normalidade” do mercado não constitui uma medida de risco para condições extremas. Existe muita incerteza sobre as perdas esperadas quando é ultrapassado o nível de confiança. Quando a perda observada é maior que o VaR é difícil saber por quanto mais. Apesar de limitar a possibilidade de perda elevada numa probabilidade pequena (nível de confiança), se acontece, o impacto pode ser catastrófico.

- O VaR não é sub-aditivo, podemos construir dois portfólios, A e B, de forma que

$$VaR(A + B) > VaR(A) + VaR(B) \quad (2)$$

Isto é inesperado porque esperaríamos que a diversificação reduzisse o risco, pelo que não se consegue atingir correctamente o efeito da diversificação. Segundo Artzner et al. (1997) o VaR ao não ser sub-aditivo não é uma medida de risco ‘coerente’ (para vectores de risco não elipticamente distribuídos o VaR deixa funcionar bem).

- Um problema a considerar no caso das carteiras de igual granularidade mas com diferente perfil de risco devido ao impacto do incumprimento na instituição financeira.

- Medir probabilidades no caso de eventos que raramente acontecem exige quantidades enormes de dados. Uma vez que esses dados são escassos ou não existem (justificação da utilização de modelos), como no caso das distribuições de grandes perdas no crédito risco, torna-se difícil calcular as suas probabilidades de ocorrência, provocando uma subestimação da carteira, um “cisne negro”¹⁸; esta fraqueza dos métodos baseados no histórico foi exposta na actual crise onde o período anterior corresponde a uma etapa de maior estabilidade económica.

Para evitar estas desvantagens optou-se por duas possibilidades: utilizar outras medidas de risco¹⁹ que consigam contornar os limites do VaR, normalmente menos abrangentes e explicativas que o VaR, ou complementar o VaR com a utilização de testes de esforço (cenários).

¹⁷ Basileia II define um Evento de Incumprimento como a falta de pagamento a 90 dias.

¹⁸ Segundo o ensaísta Nassim Taleb na sua famosa obra “*The Black Swan*” (2007), um Cisne Negro é um acontecimento altamente improvável que reúne três características principais: é imprevisível; produz um enorme impacto; e, após a sua ocorrência, é arquitectada uma explicação que o faz parecer menos aleatório e mais previsível do que aquilo que é na realidade.

¹⁹ Como exemplo de entre as numerosas medidas possíveis podemos citar todas as formas de Expected Shortfall (ES), coerente segundo Artzner et al. [1997] e Acerbi and Tasche [2002]; mede o valor esperado da perda quando a mesma supera o VaR.

2.2.5 Seus méritos

Apesar das críticas, Dowd e Blake (2006) também citam algumas das características que fizeram o VaR ganhar importância como medida de risco financeiro. Dentre elas, destacam-se:

- Possibilidade de ser aplicado a qualquer tipo de carteira;
- Consideração da correlação entre os factores de risco ao agregá-los;
- Associação de valor em risco e probabilidade;
- Expressão numa unidade de medida simples, o ‘dinheiro perdido’.

Jorion (2005) cita, também, outros benefícios do VaR, e afirma que a medida revolucionou a gestão de riscos financeiros por mensurar o risco total da carteira no nível mais alto de uma instituição, considerando seus efeitos de alavancagem e diversificação. Segundo o autor, o método, inicialmente utilizado apenas na gestão de riscos de mercado, hoje é aplicado também na mensuração dos riscos de crédito, operacional e integrado.

Em meio às duras críticas e aperfeiçoamentos, o VaR se sustenta entre as ferramentas de manejo de risco mais utilizadas pelo mercado como um todo. Contudo, para evitar erros grosseiros de interpretação, tanto o investidor institucional, como o investidor pessoa física, deve desenvolver o modelo com validação estatística, para alinhar perdas máximas previstas com perdas reais, torna-se assim necessária a simulação.

2.2.6 Onde é que nasceu, como evoluiu

Na literatura, o início do termo ‘Value-at-Risk’²⁰ corresponde a um relatório do G-30²¹ no contexto da regularização do mercado de derivativos (1993) mas o termo era já informalmente utilizado pela J.P. Morgan desde finais dos 80’s.²²

Na década de 1950, o economista norte-americano Harry Markowitz associou risco, retorno e diversificação para encontrar a Fronteira Eficiente que possibilitasse a maximização do retorno em função de uma determinada mensuração de risco assumido, relação esta que deu origem à Teoria Moderna do Portfólio. A lapidação do modelo ao longo dos anos, com estudos na área de finanças, foi ganhando espaço no mundo académico e financeiro desde então, ante a possibilidade de automatização das estratégias de investimentos.

Até o início dos anos 90, muitas empresas de serviços financeiros tinham desenvolvido medidas rudimentares de valor em risco, com grandes variações no método de medição. Uma delas, o banco de investimento J.P. Morgan, começou a controlar diariamente o risco dos activos e estimar a exposição do banco no mercado. O retorno positivo da metodologia desenvolvida pela equipe do JP Morgan foi tão grande que o banco decidiu criar uma divisão especializada em fornecer relatórios sobre análise de risco, baptizada como *RiskMetrics*TM, hoje uma empresa à parte da instituição. Em 1994 a metodologia utilizada pelo

²⁰ Encontra-se um trabalho de referência em Holton (2002).

²¹ Grupo consultivo formado por importantes banqueiros, financeiros, académicos das Nações líderes

²² O termo foi criado por Till Guldemann, chefe de investigação da J.P.Morgan a finais dos 80s

J.P. Morgan foi divulgada, passando a se conhecido o modelo de análise de risco VaR (Value at Risk), hoje uma das principais ferramentas de manejo de risco utilizadas no mercado.

Como consequência das numerosas perdas associadas com o uso de derivados e alavancagem, entre 1993 e 1995, a J.P. Morgan deu acesso público aos seus dados sobre variâncias e co-variâncias em diversas classes de activos, serviço chamado "RiskMetrics", estes dados foram usados pelo banco durante quase uma década na gerência dos riscos e permitiu que os fabricantes de software começaram desenvolver software especificamente para medir o risco, chamado modelo de análise de risco VaR (Value at Risk).

O VaR teve sucesso rapidamente entre bancos comerciais, de investimento e para Autoridades Reguladoras, aumentando a sua intuição do risco. A metade só 90s, o VaR era já a principal medida de risco de mercado e estendeu-se aos outros tipos de risco (liquidez ou cashflow, crédito e operacional)²³.

Na última década, foram criados numerosos modelos para todo tipo de variantes do VaR, alguns deles muito sofisticados. Actualmente o VaR estabeleceu-se como uma medida fundamental de exposição ao risco em empresas de serviços financeiros e não-financeiros, assim como uma ferramenta essencial para comunicar o risco por parte de Managers, Directores e Investidores ao quantificar o risco num único valor fácil de interpretar.

Mostra-se abaixo um resumo da sua evolução histórica no quadro a seguir:

1938	Bond duration
1952	Markowitz mean-variance framework
1963	Sharpe's capital asset pricing model
1966	Multiple factor models
1973	Black-Scholes option pricing model, "Greeks"
1979	Binomial option model
1983	RAROC, risk-adjusted return
1986	Limits on exposure by duration bucket
1988	Risk-weighted assets for banks Limits on "Greeks"
1992	Stress testing
1993	Value at risk (VAR)
1994	RiskMetrics
1997	CreditMetrics, CreditRisk+
1998-	Integration of credit and market risk
2000-	Entreprisewide risk management

Tabela 2 - Evolução das ferramentas analíticas de gestão de risco (Século XX)

²³ De facto, o ano 97 foi o annus mirabilis dos modelos de crédito: CreditMetrics, CreditRisk+, CreditPortfolioView e KMV PortfolioManager.

2.2.7 Quais são as variantes

Existe um número elevadíssimo de metodologias de risco que derivam do conceito “base” do VaR. O próprio VaR é frequentemente denominado como ‘Standalone VaR – SvaR’ se consideramos unicamente o valor do activo e de ‘VaR Contribution – VaRC’ quando se tem também em conta a correlação entre activos no portfólio (Marrison 2002 pp 136). Podemos encontrar diferentes formas de cálculo de ambas as medidas em Huang et al. (2007).

Entre as muitas variantes podemos citar alguns exemplos significativos:

- Earning-at-Risk (EAR), metodologia similar ao VaR baseada na distribuição do histórico dos ganhos. A diferença é que enquanto o VaR olha para a mudança de todo o valor ao longo do horizonte de previsão, EAR olha para possíveis mudanças nos fluxos de caixa ou lucros. O EAR é um exemplo de metodologia mais facilmente implementável (mede-se directamente a partir de dados contabilísticos) mas de maior complexidade de interpretação ao não capturar as fontes do risco, o que faz dela um complemento e não um substituto do VaR (Bessis 2010 p 217)

Existem medidas baseadas no VaR que evitam grande parte das suas desvantagens, a mais importante é que são “coerentes” segundo o critério de Artzner et al. (1997). As mais utilizadas actualmente são:

- Expected Regret (ER), trata de medir o baixo desempenho da carteira respeito uma outra que tem como referência ou benchmark.

- VaR Condicional (CVaR), perdas esperadas que excedem o valor do VaR. Uma carteira com valor em risco condicional reduzido tem, necessariamente, um valor em risco igualmente reduzido. Podemos encontrar uma boa comparação entre o ER e o CvaR em Testuri e Uryasev (2002).

- Expected shortfall (EVaR ou ES)²⁴ é mais sensível que o VaR à forma da cauda da distribuição. Um "Expected Shortfall de $q\%$ " representa o retorno esperado da carteira no pior $q\%$ de casos. O ES é uma metodologia amplamente utilizada devido a sua “aditividade” entre os diferentes segmentos da carteira. O E-VaR é o exemplo mais notável de extensão do conceito de VaR e tem-se imposto mais entre académicos.

- Tail conditional expectation (TCE) e tail mean (TM). Landsman e Valdez (2003) definem a potencialidade desta medida de dispersão exponencial

- Worst conditional expectation (WCE), aplica condicionamentos sobre as variáveis, Acerbi et al (2008) desenvolvem uma rigorosa comparação entre esta e outras medidas como a EVaR e o CvaR.

- Medidas espectrais de risco: Acerbi (2002) expõe como é relacionada a (subjectiva) aversão ao risco dos investidores, junto com o conceito de medida coerente de risco.

²⁴ Também chamado de **Conditional Value at Risk (CVaR)**, **Average Value at Risk (AVaR)**, e **Expected Tail Loss (ETL)**.

O principal desafio nestas metodologias é a sua implementação, ao necessitar do pressuposto da normalidade e de dispor das distribuições empíricas dos activos.

Em ocasiões é particularmente útil discriminar os riscos associados aos diferentes factores de risco. Nestas situações o VaR pode ser calculado "ligando" apenas a uma das classes dos factores de risco, permanecendo fixas as restantes. Fala-se então neste caso de "VaR parcial". Existem inúmeros exemplos deste tipo: "Interest Rate VaR" (IRVaR), "Forex VaR" (FXVaR), "Equity VaR" (EQVaR), "Credit VaR" (CVaR) e muitos outros.

Apesar de todas estas metodologias, continua a ser verdade que, no caso de carteiras complexas, expostas a muitas variáveis de risco, como é o caso das instituições financeiras, o cálculo do VaR pode ser uma tarefa formidável.

2.2.8 Onde e como está a ser usado

O conceito de VaR facilita a interpretação da informação sobre os diferentes tipos de risco financeiros, estandardizando e simplificando o fluxo da informação. Facilita também a gestão de risco, ajustando os retornos ao perfil de risco. Permite a alocação do risco entre os diferentes mercados, unidades de negócio, produtos e até no completo da instituição. Desta forma melhora a gestão/decisão de portfólios ao dar uma visão baseada no risco.

Segundo Jorion (2005), dentre as suas utilizações destacam-se:

- Comparação do risco de diferentes carteiras ou instituições; Permite controlar melhor o risco dos investimentos ao funcionar como comum denominador de medição de risco entre diferentes tipos de mercados.
- Identificação de alterações no nível de risco ao longo do tempo;
- Estimação da pior perda possível;
- Cálculo do capital próprio mínimo exigido para uma instituição financeira

Como consequência do anterior, a "metodologia VaR" é adoptada em todo tipo de instituições com exposição ao risco financeiro como bancos e seguradoras, entidades reguladoras e gestores de activos; e em entidades com perfil de risco em constante mudança onde uma grande perda num período curto de tempo pode chegar a ser catastrófica. É por isto que o cálculo do VaR²⁵ deve ser periódico e com uma actualização frequente dos riscos assumidos. O VaR permite estabelecer o limite de risco máximo assumível pela entidade sem pôr em perigo a sua solvência.

²⁵ Neste calculo se deve considerar o capital disponível que pode ser investido, os limites regulamentares e as margens disponíveis (reservas).

2.3 O risco de crédito e os métodos IRB no caso do risco de crédito

2.3.1 O risco de crédito

O Risco de Crédito resulta da possibilidade de ocorrência de perdas financeiras decorrentes do incumprimento do cliente ou contraparte, relativamente às obrigações contratuais estabelecidas com o banco no âmbito da sua actividade creditícia ou do downgrade do rating assinado.

O risco de crédito está essencialmente presente nos produtos tradicionais bancários – empréstimos, garantias e outros passivos contingentes – e em produtos de negociação²⁶ – swaps, forwards e opções (risco de contraparte).

2.3.2 A medida do risco de crédito

O acordo de Basileia I oferecia uma solução simples mas pouco aproximada ao cálculo do capital regulamentar do risco de crédito²⁷, o que provocou posteriormente o debate sobre esta questão, que se converteu num dos principais eixos dos Novos Acordos de Basileia. De facto uma das maiores inovações de Basileia II é o aumento da sensibilidade aos requerimentos de capital Regulamentar através da possibilidade de escolha do método de cálculo do risco de crédito (Pilar I). Basileia II estimula a adopção de modelos proprietários para mensuração dos riscos com graus diferenciados de complexidade, sujeitos à aprovação do regulador, e a possibilidade de benefícios de redução de requerimento de capital por conta da adopção de abordagens internas.

Sucintamente, os Acordos preconizam duas abordagens nos métodos de cálculo dos requisitos mínimos de fundos próprios para cobertura do risco de crédito: A padronizada e a baseada em Classificações Internas (IRB). Esta última é dividida em IRB básica e AIRB (IRB avançada) tal como indica a figura 2.

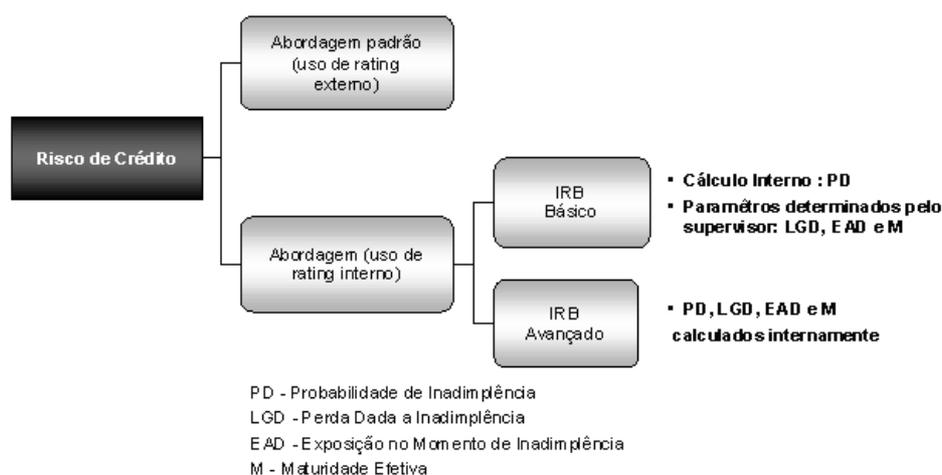


Figura 2 - Basileia II (Pilar I) – Abordagens de mensuração do risco de Crédito

²⁶ Fora do âmbito desta Dissertação

²⁷ Por exemplo o risco assumido para instituições corporativas era independente da categoria creditícia da entidade (Rating). No BIS II já foi introduzida esta classificação previamente à assinatura de ratings.

2.3.3 A Abordagem Padronizada

A Abordagem Padronizada (Standard credit Approach) constitui-se em revisão do método proposto no Acordo de 1988 que estabeleceu factores de ponderação de risco – RW, fixos para os activos.

O cálculo do montante dos activos ponderados pelo risco – RWA ou posições, exige apenas a multiplicação dos factores de risco correspondentes à classe de risco regulamentar e/ou à qualidade de crédito da posição em risco, aferida a partir das notações ou ‘ratings’ divulgadas por agências de notação externa – ECAI²⁸, pelo respectivo valor da posição visando melhorar a qualidade da percepção de risco e não introduzir demasiada complexidade ao método. Na prática, trata-se de um aperfeiçoamento da metodologia de “Basileia I” e precisamente por isso este método é o mais limitado dos três.

Contudo, a maioria das instituições financeiras aplica a abordagem padrão simplificada, que consiste em aprimoramento da abordagem actual mediante a incorporação de elementos que proporcionem grau mais elevado de sensibilidade a riscos, com a consequente revisão dos factores de ponderação de risco.

2.3.4 A Abordagem Baseada em Classificações Internas – IRB

A abordagem IRB oferece um tratamento conceitualmente similar ao método padronizado no tratamento das exposições do banco, porém com maior grau de sensibilidade aos riscos.

Basileia II obriga a estimar os parâmetros de risco empréstimo a empréstimo, seja qual seja a estrutura da carteira. Neste caso a apuração do requerimento de capital deverá considerar os seguintes ponderadores de risco ou parâmetros:

A *PD* (Probability of Default) ou probabilidade de incumprimento é expressa em percentagem e considera-se o mais importante dos factores de risco associados ao crédito. Caracteriza-se por representar a possibilidade da contraparte não cumprir total ou parcialmente com os seus compromissos creditícios num período temporal de um ano²⁹.

A *EAD* (Exposure at Default) ou valor de exposição em caso de incumprimento, representa uma estimativa do montante por saldar no caso de, ou seja, é o valor exposto ao incumprimento de um determinado crédito.

A *LGD* (Loss Given Default), Severidade, ou perda dado o incumprimento. A Severidade representa a perda em caso de incumprimento em termos de percentagem da EAD, i.e., depois de tratados os efeitos colaterais em dívida: é o que é irrecuperável em percentagem.

²⁸ ECAI (External Credit Assessment Institution), é uma entidade que avalia, atribui notas e classifica países ou empresas, segundo uma nota de risco, a qual expressa o grau de risco de que essas empresas ou países não paguem suas dívidas no prazo fixado. Exemplo : Fitch Ratings, Moody's e Standard & Poor's.

²⁹ Basileia II impõe a utilização de PDs estimadas a um ano.

O conceito de “Default” está referido normalmente à deteriorização da capacidade creditícia (grade) do tomador do empréstimo. O limiar de default é definido pela política da entidade financeira, que pode adoptar vários níveis de incumprimento (estados) . No extremo fala-se de falência.

A M (Effective Maturity), Maturidade média ponderada da vida da operação de crédito – percentagem de capital pago em cada ano ponderada pelo ano a que diz respeito.

Uma carteira de créditos consiste num conjunto de instrumentos com diferente maturidade que deve ser ajustada (ou estimada) segundo Basileia ao horizonte temporal de um ano.

No método IRB a determinação dos requisitos mínimos de fundos próprios (Minimum Capital Requirement - MCR), tem por base apenas a cobertura das perdas não esperadas (Unexpected Losses – UL), devendo as perdas esperadas (Expected Loss – EL), serem cobertas por provisões.

O risco de crédito de um banco é definido portanto pelo conjunto de activos ponderados pelo risco (perdas esperadas - EL), que a sua vez são ponderados pelo seu nível de risco.

$$MCR = 0.08 \times EL \quad (3)$$

Onde :

$$EL = PD \times EAD \times LGD \times M \quad (4)$$

As Unexpected Losses (UL), perdas inesperadas, caracterizam perdas superiores aos níveis esperados (ver figura 1, pp 13) e que acontecem em espaços temporais também eles imprevisíveis. Apesar de existir alguns factores de mitigação deste tipo de perdas (Taxas de juro, prémios de risco, encargos com as exposições de crédito) não será possível absorver algumas das perdas caracterizadas como sendo Unexpected Losses pelo que também é necessário provisionar capital para cobrir os riscos deste tipo de perdas.

Após aproximações baseadas em simulações poderão ser calculadas as correlações e obter o valor das UL. Pode-se considerar o valor limite das UL como a medida do VaR. Encontra-se uma boa interpretação conceptual dos parâmetros nos IRB e o seu cálculo em Hugh e Zhiqiang (2005).

A Abordagem IRB adoptada em Basileia II focaliza-se na frequência da insolvência do banco derivada das perdas devido ao incumprimento de crédito que as entidades supervisoras estão dispostas a aceitar. A alocação de capital existe para assegurar que as perdas inesperadas excedem os níveis de capital apenas com uma probabilidade mínima.

A adopção da IRB está condicionada em Basileia II por alguns critérios como o reconhecimento pelo supervisor dos métodos e processos internos de atribuição de Rating³⁰ e de quantificação do risco de crédito, a demonstração de experiência prévia na gestão dos riscos, uma correcta documentação, a actualização periódica dos riscos, uma avaliação independente da atribuição de Rating e implementação de procedimentos de simulação da adequação de capital face a situações limite (testes de esforço)³¹.

³⁰ No âmbito das instituições financeiras os sistemas de rating internos são utilizados para assinar notas (grades) segundo a solvibilidade. Na atribuição das notas são considerados factores como cauções ou garantias e a maturidade, além da solvibilidade. Na banca retalho estas notas são atribuídas a cada transacção segundo a sua exposição ao risco.

³¹ Em Portugal, os requisitos regulamentares de capital calculados de acordo com os Métodos de Notações Internas (IRB Foundation) para o risco de crédito vêm regulamentadas pelo Aviso 5/2007. Pode ser consultado em: <http://www.bportugal.pt/sibap/application/app1/aviso.asp?PVer=p&PNum=5/2007>

Apesar destes constrangimentos os métodos IRB geram uma grande confiança ao garantir a integridade do sistema onde são implementados, a consistência e comparabilidade (internacional) dos ratings e a evolução e abertura a melhores práticas facilmente estandardizáveis.

2.3.4.1 Abordagem IRB Básica

Esta abordagem é destinada às instituições financeiras com capacidade de criar o seu próprio modelo para determinar o capital regulamentar. Neste caso a instituição deve estimar internamente a probabilidade de incumprimento – PD, associada à categoria do tomador; os demais componentes de risco serão disponibilizados pela autoridade supervisora.

A vantagem notória da aplicação da Abordagem IRB relaciona-se com a aplicação dos fundos próprios, ou seja, se determinado cliente não for considerado de risco elevado, a necessidade de capital a alocar a esse compromisso é menor, logo existe a chamada “poupança de capital”.

2.3.4.2 Abordagem IRB Avançada

Esta abordagem esta destinado às instituições financeiras com um maior grau de maturidade na gestão do risco e na capacidade de modelizar. Utilizam-se estimativas internas para todos os componentes de risco: PD, LGD, EAD e M.

Os bancos devem usar seus próprios modelos quantitativos para estimar a PD, a EAD, o LGD e outros parâmetros necessários para o quantificar o máximo possível o seu RWA que é calculado como uma percentagem fixa da RWA estimado.

O método IRB é normalmente aplicado às carteiras de crédito de empresas e os AIRB a carteiras de retalho. Todo o que é coberto pelo IRB não é pelo método padronizado. A escolha do método final dependerá em grande medida do tamanho e da complexidade do banco existindo uma tendência de escolha do AIRB por parte dos grandes bancos.

O BIS II permite, sob supervisão, o tratamento da carteira segundo diferentes abordagens se existe uma evolução para a metodologia mais avançada, mas este critério deve ser aplicado obrigatoriamente ao conjunto da entidade para evitar arbitrariedade na arbitragem do método. O avance de BIS II na sensibilidade ao risco na carteira permite a diferenciação de diferentes tipos de crédito na mesma carteira quantificados segundo os seus ponderadores.

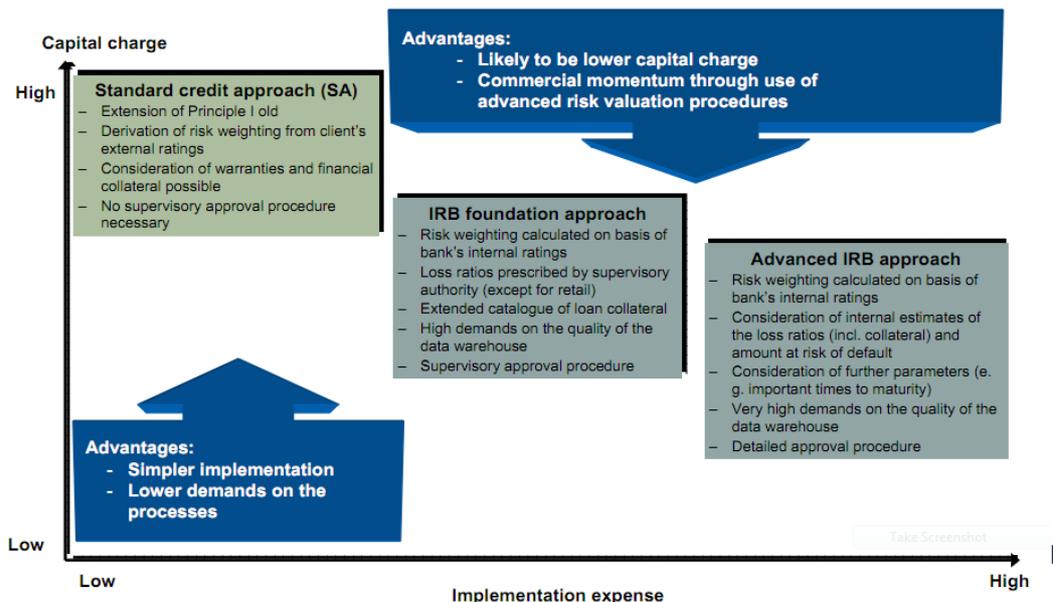


Figura 3 - Sensibilidade ao risco e complexidade dos métodos de mensuração do Risco (Adaptação BIS 2006).

2.3.5 Auto-Avaliação da Adequação do Capital Interno

O acordo de Basileia II exige aos supervisores validar os modelos internos desenvolvidos pelas entidades financeiras assim como a revelar mais informação detalhada ao mercado sobre os riscos assumidos (BIS 2006).

A adequação do capital nas carteiras de crédito deve ser caracterizada em termos de componentes, aplicabilidade, homogeneidade (Kiefer 2007), limites, gestão adequada no cumprimento e métodos de cálculo segundo o Pilar I do Acordo Basileia³². Isto significa que para além da perspectiva regulamentar, a instituição deve recorrer a uma visão económica dos seus riscos e dos recursos financeiros disponíveis para o exercício de auto-avaliação da adequação de capital. Esta visão é estimada, quer numa perspectiva de continuidade de negócio, onde o banco pretende ter capacidade financeira para absorver perdas sem necessidade de alteração da sua estratégia de negócio, quer de liquidação, através da qual se pretende salvaguardar a capacidade de reembolso da dívida sénior. As duas ópticas de avaliação da adequação de capital utilizam diferentes níveis de confiança na estimação dos riscos e diferentes conceitos dos recursos financeiros disponíveis para fazer face a esses riscos, em linha com o apetite de risco definido pelo banco. O custo de não adequar o capital ao nível de risco é imobilizar um volume de capital maior do que o requerido, com claros custos de oportunidade.

Além disto, a agregação de Capital Económico deve considerar os efeitos da diversificação. Paralelamente ao cálculo dos requisitos de capital económico, são efectuados testes de esforço aos principais factores de risco para identificar eventuais fragilidades ou riscos não capturados pelos modelos internos. Finalmente a abordagem IRB não se limita ao cálculo de fundos próprios se não que exige a integração adequada dos modelos nos “processos de decisão” do negócio.

³² A medida do desempenho ajustada ao risco pode ser quantificada com a ajuda de técnicas, bem conhecidas - fora do âmbito desta dissertação - como o RAROC, RARORAC e SVA (KPMG 2003 pp24).

2.4.1 Os Sistemas de Scoring

Os Sistemas de Scoring são muito utilizados na banca de retalho mas estão presentes em todo tipo de análise de crédito. Trata-se de identificar factores que determinam as PDs que depois de combinados resultam em termos de um número chamado “score”. O score representa a soma ponderada das diferentes características associadas ao risco da contraparte de forma que o incremento do score esta associado à diminuição do risco. Normalmente estas características são qualitativas (demográficas, profissionais, creditícias, etc.) e quantitativas (financeiras)³³ e devem ser classificadas e redimensionadas a variáveis categóricas – análise univariante – para se obter um modelo uniforme. Em alguns casos o score representa directamente a PD e noutros pode ser utilizado como um sistema classificatório na gestão de risco da entidade.

Os bancos utilizam, segundo o tipo de produto, diferentes tipos de scores. Como consequência, a mesma pessoa/empresa pode ter vários e diferentes scores no mesmo banco. Segundo Porath Engelman (2006) esta é precisamente a grande diferença com respeito aos princípios de Basileia II, em relação aos Sistemas de Ratings.

Os scores são calculados com base em dados históricos e métodos estatísticos multivariantes. Os métodos lineares são os mais utilizados (Saunders e Allen 2010), nomeadamente o modelo de probabilidade linear, o modelo logit, o modelo probit e o modelo de análise discriminante. Todos eles se baseiam na combinação linear dos factores de risco para a obtenção de scores, no caso discriminante a partir de uma função linear.

Quanto aos dados, os modelos de scoring são construídos “ex ante” a partir de uma amostra “in-sample” com uma selecção prévia das variáveis a priori com mais poder discriminatório, normalmente através de um análise bivariado. Um processo posterior que pode ser estatístico, através de indicadores ou simplesmente uma validação por parte de peritos em crédito, permite reduzir o conjunto das variáveis às mais explicativas e preditivas. Uma outra amostra “out-of-sample” será utilizada posteriormente na fase de operação “ex post”, para validar o modelo. Os resultados são frequentemente apresentados numa curva de potência (cumulative accuracy profile – CAP, também um método backtesting) para avaliar visual e quantitativamente a capacidade do modelo.

A vantagem do sistema de scoring é que não é preciso um sistema completo de ratings, basta o scoring e um critério de homogeneização na segmentação; a desvantagem é que no caso de não existir um grande número de créditos poderiam ser criados segmentos com poucos ou até sem créditos (PDs nula). De facto, se o banco dá prioridade às contra-partidas de alta capacidade creditícia, esta situação poderia ser bastante frequente.

Diante deste problema, destaca-se o trabalho de Glößner (2003) que propõe um modelo de scoring multivariante para estimar as PDs/LGDs a nível de tomador/crédito, mantendo a forma de cálculo da frequência no segmento da mesma forma (uma simples média) mas em lugar do fazer sobre os scorings é sobre as PDs calculadas individualmente. O modelo acrescenta a particularidade de poder separar as PDs de origem sistémico (factores de risco de origem macroeconómico) das de origem propriamente idiossincráticas (específicas da contraparte).

³³ Fala-se de scoring comportamental se o score esta especificamente baseado em informação de relacionamento com o banco, esta informação é fundamentalmente financeira pelo que varia frequentemente, é dinâmica mas é monitorizavel. O scoring aplicacional se está baseado em dados não financeiros (demograficos, etc) pelo que é estático.

2.4.2 Outros modelos alternativos

Os modelos de scoring são relativamente simples de implementar e não sofrem da subjectividade e inconsistência da tradicional avaliação dos peritos em crédito, mas não consideram o momento em que o default acontece. Neste caso a técnica apropriada é a análise de sobrevivência, baseada em eventos, esta técnica consiste em estimar a função de sobrevivência da variável em estudo. Devem ser consideradas certas condições respeito à não negatividade das variáveis e a sua duração temporal. Estes modelos podem ser paramétricos, não paramétricos ou semi-paramétricos. Os modelos mais utilizados são o de Kaplan-Meier e de Cox.

Mais recentemente foram desenvolvidos modelos alternativos que devem ser considerados. Trata-se de sistemas não lineares baseados em métodos não paramétricos e de elevada capacidade preditiva como as árvores de decisão (Chawla e Cieslak 2006), as máquinas de suporte vectorial-SVM (Härdle et al. 2007) e as Redes Neurais³⁴ (Trigueiros 2006).

2.4.3 Limitações e validação dos modelos de rating

Todos os métodos, mesmo qualitativos, podem ser validados por métodos quantitativos sempre que existam suficientes dados de incumprimento. O critério principal de qualquer validação de ratings (BCE 2007) passa por validar:

- O seu poder discriminatório, ou capacidade preditiva de separar “ex ante” os defaults dos não-defaults. Na prática isto não é realizável, e o que se pretende é maximizar a predição dos resultados.
- A sua estabilidade, para adequar ao máximo as relações causa-efeito entre os factores de risco e a capacidade creditícia. Isto evita dependências incorrectas baseadas em resultados empíricos.
- A precisão da sua calibração. A calibração consiste no mapeio entre os parâmetros de risco (PD, LGD, EAD) e os Ratings. Um sistema de Ratings está bem calibrado se as PDs estimadas se desviam marginalmente das Default Rates actuais.

Normalmente os bancos não utilizam um único modelo, de facto é frequente encontrar mais do que um modelo quantitativo (estatístico) complementado com algum módulo de análise qualitativo.

³⁴ As mais utilizadas actualmente são as baseadas em arquiteturas MultiLayer Perceptron (MLP) e em Mapas de padrões de Kohonen

Mostra-se um resumo deste processo na figura seguinte:

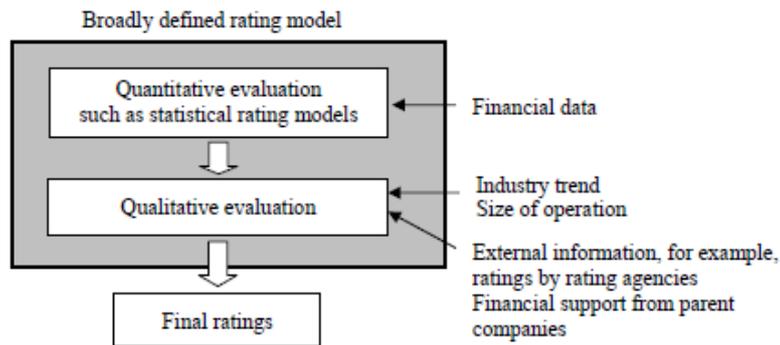


Figura 5 - Processo habitual na assinatura de ratings.
Yoneyama (2005, pp. 13)

Quando existem estas limitações nos dados ou nas condições técnicas do modelo, os bancos tendem a adoptar posições conservadoras e tratam de evitar qualquer optimismo. Este conservadorismo é proporcional ao erro e ao nível de satisfação do resultado da modelação em relação aos resultados reais. A técnica utilizada é comparada com outras num ciclo selectivo de forma a encontrar o melhor modelo final. Após a estimação das PDs, constroem-se as classes de rating (grades) ou adoptam-se escalas externas.

O modelo deve garantir que satisfaz os requisitos da entidade regulatória (BIS 2006) em quanto à sua precisão, robustez e capacidade preditiva o que provoca a sua constante revisão (processo de “validação”). Temos que considerar que com os mesmos inputs os valores obtidos das PDs variam sempre entre os diferentes modelos, pelo que é difícil saber na prática se algum deles está a apontar para ‘o valor real’ – Default Rate, devido a sua alta volatilidade e normalmente, baixo valor.

Os rating não são estáticos, estão submetidos a mudanças de valor ao longo do tempo. Este processo chamado de ‘migração’ é tratado através de matrizes de probabilidades³⁵. Os valores destas matrizes referem-se às probabilidades do crédito se encontrar numa dada situação (migrado, não migrado, em transição, etc.) ao longo do processo e são construídas normalmente a partir de dados de histórico.

Finalmente é preciso considerar a possível instabilidade dos modelos frente a alterações nos factores de risco devido à forte dependência que existe entre os parâmetros. Basta uma pequena alteração - expectável em períodos (cíclicos) de instabilidade económica – para provocar uma alta instabilidade no modelo. Esta situação torna-se ainda mais drástica no caso de existir na carteira uma alta concentração ou uma forte correlação entre os créditos.

³⁵ Existem fundamentalmente duas técnicas de estimação destas probabilidades, uma mais tradicional que captura as probabilidades a partir das frequências de incumprimento respeito as contrapartes (sem considerar as variações de rating no período e no mesmo horizonte temporal), chamada aproximação de “cohort” e uma outra baseada em calculos parecidos aos utilizados em modelos de sobrevivência, chamada de “duration” mais precisa, onde já são consideradas as possíveis variações de rating (migrações) dentro do período temporal (Erlenmaier em Engelman 2006, pp 46).

2.4.4 Filosofias a adoptar na calibração nos Sistemas de Rating

Na calibração dos ratings é necessário considerar o ajustamento, segundo o estado no ciclo de negócio. Pode-se considerar que existem duas ‘filosofias’ nesta abordagem (Blochwitz Engelmann 2006) : o PIT e o TTC.

- No *sistema PIT*- Point-in-Time System, a avaliação dos factores de riscos considera a situação actual da firma em relação à sua fase do ciclo de negócio. os ratings flutuam criando uma tendência de valorização ou desvalorização segundo o ciclo económico seja ascendente ou descendente (ver figura 6).

- No *sistema TTC* - Through-the-Cycle System, a avaliação dos factores de riscos considera a situação da firma desde o início do ciclo e baixo condições de estres. Aqui os ratings não mudam com o ciclo permitindo ver a sua evolução em relação ao período.

Pode-se encontrar um extenso trabalho destas filosofias no contexto de Basileia em Scott (2008).

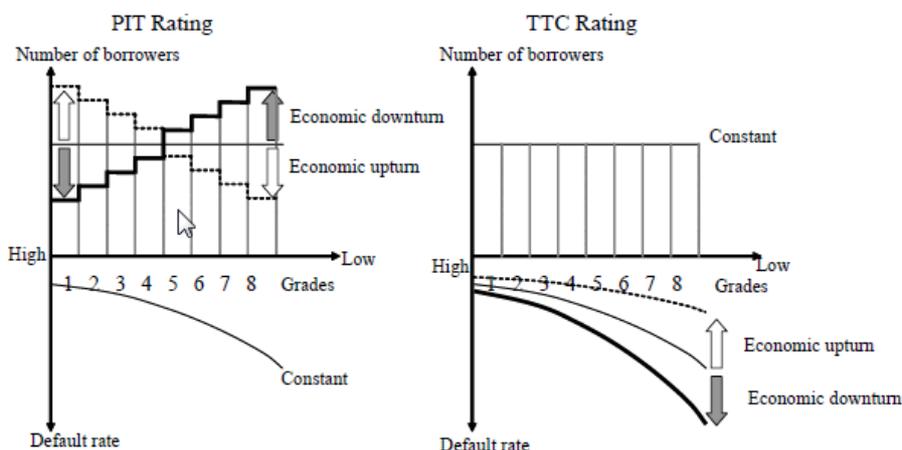


Figura 6 - Variação na assinatura das default rates nos sistemas PIT e TTC em relação ao ciclo de negócio. Yoneyama (2005 pp. 11)

Ambos filosofias cobrem todo o espectro dos sistemas de ratings existentes. Na prática nenhuma das duas é aplicada de forma pura, recorrendo a uma forma híbrida, qualquer opção é válida.

As agências de rating utilizam normalmente o TTC ao assinar grades a longo prazo; os bancos tem tendência para utilizarem o PIT ou um modelo híbrido, dependendo, na análise dos grades e da duração do ciclo de vida, em relação ao tempo da exposição ao crédito. Para créditos que atingem um nível elevado de maturidade e que possuíam um bom grade a (re) avaliação do risco deve ser considerada mas isto é difícil na prática, especialmente no caso do TTC.

Uma solução poderia ser considerar unicamente as condições mais recentes e avaliar a grau do risco baixo condições extras. Esta aproximação é baseada no PIT mas considera componentes no contexto do TTC. Neste sentido Hamerle et al (2003) desenvolveram um importante modelo baseado em informações reais (PIT – Point-In-Time) sobre o momento do ciclo de vida do crédito.

Cada entidade deve avaliar o impacto e custos de cada filosofia sobre o seu ciclo de negócio. Devem-se considerar a dependência dos métodos IRB em relação ao valor das default rates no momento da avaliação, cuja estabilidade no ciclo depende na metodologia utilizada (BIS 2006) tal como pode observar-se na figura 6.

2.4.5 A validação dos modelos

Os modelos de rating devem ser considerados ferramentas críticas dos sistemas IRBs e deve-se procurar evitar no máximo a imprecisão (BCE 2007). Especificamente deve existir uma validação da adequação dos dados e na performance dos modelos antes, “ex ante” validação e depois de ser implementado, “ex post” validação,³⁶ para medir a precisão e consistência do modelo³⁷.

Na prática a maioria dos modelos estão sujeitos à imprecisão decorrente da escassez de dados de casos de incumprimento. Este facto pode chegar a ser crítico na estimação das PDs³⁸ para os modelos estatísticos, ao não dispor de suficientes dados nem para inferir valores válidos. É preciso recorrer a um análise qualitativo complementar como o critério de peritos em avaliação de crédito (OeNB/FMA (2004) pp. 95), ou a ratings complementares de agências externas de rating (aproximação conhecida como shadows ratings) com o risco de assumir diferenças na percepção do incumprimento ou factores mal dimensionados à realidade da carteira.

³⁶ Existem três técnicas de validação “ex post” de modelos de rating : Benchmarking (no caso de existir modelos alternativos) , backtesting e testes de estres (Bessis 2010, pp. 515). O Backtesting (comparação do resultado antes e depois) pode ser considerado como parte do modelo de calibração. Os testes de estres consistem na combinação de um análise de sensibilidade dos factores de risco e da aplicação de uma técnica “factor-push” que permita tensionar o factor a um valor extremo para poder observar o comportamento do modelo nestas condições.

³⁷ Existem multitudes de métodos: CAP, ROC, IV, shadow ratings, k-fold cross, bootstrapping, etc.

³⁸ Basileia exige de seis categorias de rating e a acumulação de 5 anos de dados no mínimo.

2.5 A estimação dos Parâmetros

2.5.1 Formas de determinar a PD (Probability of Default)

A obrigatoriedade de atribuir uma probabilidade de incumprimento para cada cliente ou transacção³⁹ (BIS 2006), ou calibração, não é tarefa fácil. Como demonstra Hamerle et al. (2005) a existência de qualquer erro na fonte de estimação (factores de risco), independentemente do modelo implementado, pode dar lugar a grandes diferenças entre as PDs estimadas e as reais – default rates DRs.

Segundo Jorion (2005) existem duas abordagens possíveis na estimação das PDs

Calibração com base na experiência (dados de histórico)

As PDs podem ser estimadas a longo termo a partir dos dados de histórico da própria entidade financeira. A técnica de estimação mais utilizada são as regressões logísticas.

Calibração com base nos ratings (mapping)

Os ratings são atribuídos a clientes com características “homogéneas” (perfil de risco) pelas EAIs com base em modelos estatísticos ou são calculados directamente por metodologias IRBs do próprio banco utilizando bases de dados de histórico; posteriormente os ratings são mapeados sobre uma escala referência de PDs.

No caso da banca de retalho onde é mais utilizado o sistema de scoring, existem algumas diferenças na metodologia IRB respeito às outras aproximações IRB, em todas elas é realizada a estimação directa das PDs e LGDs para cada crédito, neste caso a carteira está segmentada em partições consideradas como homogéneas segundo os factores de risco considerados, a PD de cada segmento corresponde à frequência relativa de créditos em incumprimento. Este critério de segmentação é definido baixo a supervisão da entidade regulatória. Nos sistemas de scoring unicamente pode-se calibrar as PDs, recorrendo-se a outros métodos para os outros parâmetros.

Para crédito a empresas, são desenvolvidos modelos de rating interno, os quais, devidamente articulados com informação qualitativa, sectorial e de relacionamento com o banco, produzem uma classificação de risco de crédito segmentada em classes com valores (scores) segundo a frequência de incumprimento a um ano. Posteriormente estas médias são “mapeadas” à escala das agências de rating (ratings externos).

No caso de calibração baseada em dados históricos, como nos Low-Default-Portfolios-LDP⁴⁰, é frequente solucionar o problema da escassez de dados com um mapping entre notações internas e frequências de incumprimento baseadas em históricos das EAI. Neste caso

³⁹ As PDs-Probabilities of default medem o risco para os clientes mas no caso de transacções são as perdas esperadas-EL = PD x LGD. Para créditos de maior complexidade fala-se de grading numa ou duas dimensões, segundo os parâmetros considerados (Yoneyama 2005)

⁴⁰ Pode-se encontrar um trabalho abrangente sobre os modelos de crédito risco nos LDP em BBA, LIBA, e ISDA (2005).

é preciso ter especial atenção no processo do mapping às diferenças na composição dos portfólios e a utilizada como referência (EAIs).

Frequentemente, para obter valores de PD, as práticas bancárias concentram-se em mecanismos qualitativos de mapeamento sobre escalas definidas por bancos de grande dimensão ou sobre ratings externos. Tal como sugere Porath em Engelman (2006) estas práticas, embora generalizadas no sector, oferecem algumas dúvidas no sentido de não estar orientadas para conseguir criar uma “base estatística” de valores de PD mais adaptada à realidade da entidade. Mesmo assim a utilização de referências externas permite uma boa calibração, especialmente se se pretende uma avaliação da evolução dos PDs.

Kiefer (2007) dá uma aportação à solução deste problema ao estimar as PDs para um tipo de crédito baseando-se em sistemas periciais e na informação histórica.

2.5.2 A estimação das LGD (Loss Given Default)

A *LGD* - Loss Given Default, representa a perda por incumprimento em termos de percentagem da exposição ao risco, depois de tratados os efeitos colaterais em dívida e custos de recuperação. Na literatura, a *LGD* é definida a partir da sua medida complementar, a taxa de recuperação (“1 menos a taxa de recuperação”) e vem a ser a percentagem da perda que se pode considerar como irrecuperável ou a estimativa da Severidade (Bluhm 2002).

A estimação das perdas potenciais é essencial para uma eficiente alocação do Capital Regulamentar e Económico e para realizar o pricing dos produtos de crédito. Estes são motivos suficientes para justificar a determinação das entidades financeiras em melhorar as suas estimativas internas das *LGDs*.

Tal como exigem os acordos de Basileia, na aproximação IRB avançada (e na IRB básica para banca retalho), é o próprio banco quem deve calibrar as *LGDs* para cada uma das exposições. Esta estimação não é directa, depende de factores inerentes as características da carteira e do tipo de crédito (qualidade dos colaterais, senioridade da dívida, etc.).

As *LGD* estão geralmente baseadas em médias calculadas sobre valores históricos ou a partir de modelos preditivos multivariantes. Existem diferentes formas de cálculo, mas a mais utilizada é a *LGD* bruta, em que as perdas totais são divididas pela exposição ao risco. Outra forma seria dividir as perdas pela porção não-garantida de cada linha de crédito (não-colateralizada) com a garantia cobrindo uma porção da exposição. Esta opção é conhecida como *LG* líquida. Entretanto, no caso de inexistência de colateral, a *LGD* bruta e a *LGD* líquida são iguais.

A *LGD* líquida é mais utilizada na banca, pois os bancos oferecem vários produtos envolvendo diferentes tipos de garantias e colaterais, e gostam de decompor as suas perdas em parcelas garantidas e não-garantidas, de forma a medir a qualidade e a eventual deterioração das garantias. Esse último caso é um requerimento subjacente ao Acordo de Basileia II na sua reformulação. Segundo seja o propósito da abordagem, controlar o Capital regulamentar (transacções) ou a exposição da contraparte.

2.5.3 O ‘Bottom-of-the-cycle LGD’

Os Acordos de Basileia não só consideram os valores das perdas em condições económicas “normais” mas também exigem a estimação durante uma desaceleração devida a um ciclo económico adverso⁴¹ (BIS 2006). Esta LGD é denominada de ‘Downturn LGD’ ou LGD desacelerada.

O estudo das LGDs em relação aos períodos cíclicos assume as duas filosofias, PIT e TTC, indicadas anteriormente para as PDs (ver figura 7). Nesta perspectiva podemos falar de ‘Bottom-of-the-cycle LGD’.

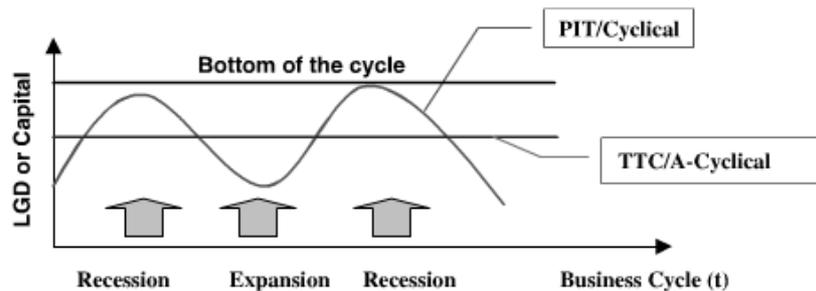


Figura 7 - Requerimentos em Basileia II respeito ao ‘Bottom-of-the-cycle LGD’
(Miu e Ozdemir 2005)

Períodos de desaceleração económica ligados a altos valores de incumprimento que criam estimativas também altas das LGD (diminuição da recuperação do crédito) de valor mais elevado que considerar as PDs e os rácios de recuperação como estocásticos mas independentes entre eles, o que leva à necessidade de recalculer o capital neste tipo de períodos e a considerar as correlações entre as PDs e as LGDs como um factor de risco no resultado do modelo, mesmo em períodos de ciclo económico “normais”. Autores como Miu e Ozdemir (2005) estimam em mais de 35% a necessidade de acrescentar os valores das LGD se não são consideradas as correlações, o que justifica o conservadorismo das instituições.

Basileia não detalha os métodos quantitativos que devem ser aplicados com a intenção de estimular o desenvolvimento de modelos por parte dos bancos. O cálculo da LGD (ou da Downturn LGD) implica importantes desafios na modelização:

- No caso da Downturn LGD o valor de default aplicado ao modelo deve ser o valor final do período mas isto pode significar ter que esperar vários anos; ante isto, e até dispor de suficientes dados, as instituições devem procurar LGDs com base noutros parâmetros como o valor da exposição, as perdas directas ou as indirectas, recuperações futuras expectáveis, etc. Uma outra alternativa é realizar backtesting sobre períodos históricos de ciclo económico adverso ou realizar stress testing.
- Um outro desafio, de facto mais importante, é a diversidade de definições que existem de “default”. Como consequência surgem dificuldades com a não comparação das LGDs entre as instituições financeiras.

⁴¹ Normalmente dois trimestres consecutivos de crescimento negativo do PIB real

- O cálculo das LGD está geralmente baseado em médias calculadas sobre uma dada base temporal. É necessário acrescentar factores de conversão se existem diferenças nesta base temporal entre as diferentes instituições. Não considerar esta proporcionalidade pode dar lugar a graves erros no cálculo do capital económico.

- Existe um esforço por parte dos bancos em calcular os Downturn LGD, mas a escassez de dados destes períodos “recessivos” obriga a alterar os modelos de forma a aumentar os valores das LGDs. Medidas de estabilidade económica aplicadas pelos Bancos Centrais permitem mitigar o impacto e assim manter os níveis das LGD não desaceleradas.

- Devem ser considerados determinados problemas relacionados com a correlação entre PDs e LGDs (Miu e Ozdemir 2005), como a possibilidade de ter ciclos diferenciados para os factores de risco, des-sincronização no cálculo entre parâmetros, e ausência de dependência entre as PDs e as LGDs. No caso de considerar factores de risco sistémicos a PD e a LGD estão correladas, mas para factores idiossincráticos pode variar unicamente a PD (ausência de problemas na recuperação). As correlações dependem da filosofia adoptada, na TTC são incondicionais e na PIT serão menores e condicionais.

Também a correlação das LGDs nas carteiras ou entre elas têm os mesmos problemas: possibilidade de ciclos diferenciados, ausência de diversificação, e a falta de sincronização inicial entre ciclos no cálculo da Downturn LGD. Neste sentido Meng et al. (2010) detalham um modelo pensando também no impacto das correlações PD-LGD e LGDs – factores sistémicos, baseado na diversificação dos colaterais e na discriminação da importância dos eventos.

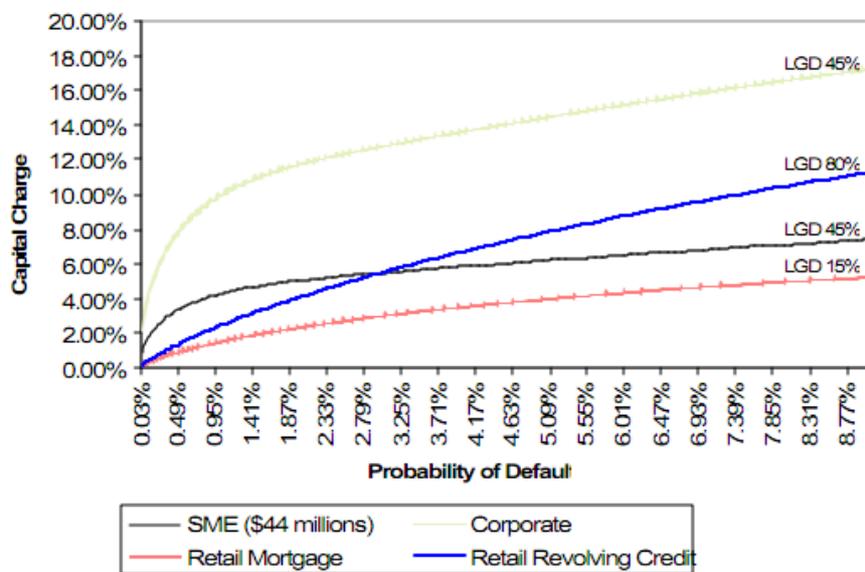


Figura 8 - Representação do incremento de Capital em função dos segmentos (PDs) e da perda irrecuperável (LGD).

Neste gráfico a Maturidade (M) é constante (5 anos) para todos os segmentos. As LGD e EAD variam segundo à classe (PD); Em Basileia I as carteiras corporativas, de pequenas e medianas empresas (SME's) e as carteiras de retalho tinham um capital “fixo” de 8%, 8% e 4% respectivamente. Com as aproximações IRB de Basileia II o capital pode variar Segundo a PD da contraparte e a capacidade de recuperar LGD por parte do banco. Adaptação de gráfico Global Atlantic Partners LLC 200

2.5.4 A estimação das EAD (Exposure at Default)

No âmbito de Basileia II o EAD vem a ser uma estimação quantitativa da potencial exposição no caso de incumprimento da contraparte. Esta quantidade é muito difícil de estimar no momento, entre outras razões devido à frequente variação da exposição da contraparte (incremento dos produtos contratados ou dos limites de risco) ou do próprio banco (downgrades da carteira) e deve ser calculada para cada transacção através de um modelo com período temporal definido pela alternativas que aconteça antes: o atingimento da Maturidade ou um período de um ano (BIS 2006).

A EAD é calculada de forma diferente segundo o método de cálculo do Capital.

- Na abordagem Padronizada e na aproximação IRB básica, é a entidade regulamentar quem fornece o valor das EADs. O valor é calculado considerando os activos subjacentes, o valor no futuro e o tipo e características da contraparte. Não é considerado qualquer tipo de mitigação (garantias) à excepção de compensações no balanço já incluídas a EAD. No caso das transacções, corresponde ao valor nominal da exposição.

- Na aproximação IRB avançada é o próprio banco quem determina as EADs -Basileia não impõe nenhum modelo especificamente tanto no caso das transacções como para as contrapartes, considerando as suas características. Como acontecia para o caso das PDs e LGDs, o cálculo interno do parâmetro deve considerar a variabilidade é devida ao ciclo de negócio – pode-se falar de novo de um ‘downturn EAD’-. Ignorar esta aproximação procíclica nos cálculos leva a adoptar posições conservadoras a longo prazo e aumenta a necessidade de demonstrar à entidade regulamentar a integridade e confiabilidade das estimativas.

Neste tipo de modelos a predição depende significativamente da escolha adequada dos factores de risco e da posterior análise (historial creditício, frequência de incumprimentos, limites do crédito, etc.) para poder determinar a exposição.

A introdução do cálculo das EAD nos modelos avançados IRB é relativamente recente e muitos bancos evitam modelar as EADs para cada transacção e assumem o valor médio da exposição no segmento determinado pelas PDs ou do tipo de produto.

Na assinatura de estimativas, podem ser utilizadas tanto fontes internas como externas. Devido à escassez de dados de incumprimento, Basileia exige um mínimo de 7 anos de acumulação de dados para que as estimativas sejam fiáveis na utilização de modelos preditivos. Tal como indica a fórmula 1 (pp. 23) as EADs constituem um driver fundamental no cálculo do Capital regulamentar (BIS 2006).

3 Como obter um VaR a partir da PD por simulação

3.1 Obtenção dos dados

Com o fim de ilustrar a metodologia de estimação do VaR para uma carteira de créditos, vai-se usar uma base de dados contendo informação financeira de empresas dos Estados Unidos cotadas em bolsa - NYSE, New York Stock Exchange. Essa base de dados chama-se COMPUSTAT e é disponibilizada pela empresa Reuters-Thompson.

O COMPUSTAT contém, para as empresas nele representadas, dados contabilísticos e de mercado, ambos exaustivos, ao longo de um período alargado. No nosso caso, trabalhamos com uma janela temporal que vai de 1990 até 2005. Para cada um destes anos, a base de dados contém atributos do seguinte tipo:

1. Dados definidores da empresa e da sua indústria
2. Dados definidores da situação da empresa em cada ano (activa ou não, falência e outros)
3. Dados numéricos extraídos das suas demonstrações financeiras anuais
4. Notas associadas a essas demonstrações
5. Dados anuais referentes ao mercado: cotações, número de acções a serem transaccionadas, etc.
6. Dados anuais sobre a sua estrutura de governo
7. Dados anuais sobre a estrutura, maturidade e “rating” da sua dívida
8. Indicadores financeiros anuais como o lucro por acção e muitos outros

No total, são mais de 400 atributos e mais de 40.000 empresas em cada um dos anos do período referido.

A razão pela qual se preferiu usar dados dos Estados Unidos tem a ver com a sua qualidade e com o grau de generalização obtida a partir deles. Se um modelo se aplica a estes dados, pode legitimamente supor-se que tem interesse e que, com adaptações, se poderá utilizar noutros casos. De resto, na literatura especializada, são os dados COMPUSTAT aqueles que mais se usam para inferir e generalizar.

Para além do COMPUSTAT, este estudo usa também a lista de empresas cotadas, sediadas nos Estados Unidos, e onde se verificou uma falência entre 1979 e 2005. Esta lista foi fornecida pelo Professor Eduardo Altman da Universidade de Nova York e contém informação detalhada sobre o tipo de falência e sobre o que se lhe seguiu.

Por utilizar um código de identificação de empresas diferente do COMPUSTAT, o uso da lista fornecida pelo Prof. Altman leva a que se tenha que usar a base de dados CRSP US Stock Exchange onde ambos os códigos estão presentes, com o fim de se proceder à conciliação de dados.

Por último, foi utilizada uma outra fonte de informação complementar, necessária para distinguir entre empresas voluntariamente liquidadas e outras liquidadas pelos credores, a UCLA-LoPucki BRD (Bankruptcy Research Database).

3.2 Preparação dos dados

Como sempre acontece neste tipo de processos, a parte mais demorada consistiu no tratamento prévio dos dados com vistas à sua utilização no modelo. As tarefas desta fase foram as seguintes:

1. Identificação dos atributos necessários ao processo de modelação.
2. Conciliação de chaves identificadoras entre o COMPUSTAT e o ficheiro do Professor Altman.
3. Incorporação no ficheiro COMPUSTAT de atributos provenientes do ficheiro do Professor Altman.
4. Selecção do horizonte temporal 1990-2005 e dos atributos a usar.
5. Exclusão de empresas financeiras (Bancos, Seguradoras e outras) e “utilities” (Água, Luz), cujo comportamento, por ser muito diferenciado, não é semelhante ao das outras empresas.
6. Exclusão de empresas inactivas ou com atributos em falta durante o período ou parte dele.

Obteve-se assim um ficheiro – base. A partir deste, procedeu-se a um tratamento cujos passos são agora descritos:

3.2.1 Tratamento de dados

Obtenção do Ficheiro Base

Identificação das empresas que faliram durante o período e cuja falência deu origem à sua liquidação (o chamado “Chapter 7” por oposição ao “Chapter 11” onde a empresa falida segue para recuperação). Nos Estados Unidos há basicamente 2 possibilidades:

1. Pedido de falência voluntário por parte da empresa;
2. Pedido de falência por um credor;

Dentro de cada uma destas possibilidades pode pedir-se a aplicação do Chapter 11 (pedido de reorganização) ou do Chapter 7 (liquidação). Muitas empresas entram em Chapter 11 voluntariamente e depois são convertidas em Chapter 7 pelo tribunal. Mas dificilmente um Chapter 7 voluntário se transforma em Chapter 11; agora se for involuntário já há alguma possibilidade de isso acontecer.

Um credor pode pedir a liquidação da empresa (Chapter 7) mas a empresa pode lutar contra esse pedido, alegando que tem condições para dar a volta. Pode até ser que o juiz indefira o processo de falência (o primeiro acto é então considerado nulo) ou que ache que tudo se pode resolver em sede de Chapter 11, transformando o Chapter 7 em reorganização. Quando é a própria empresa a pedir liquidação, pouco se poderá fazer.

Assim, os estudos que pretendam comparar empresas liquidadas por serem insolventes com outras que sejam solventes, precisam de identificar um conjunto muito amplo de falências e depois aplicar filtros com o fim de descartar falências não insolventes. Um

deles é conseguir que o caso inicialmente não seja Chapter 11. No entanto isto não garante que alguns dos casos se tenham convertido em Chapter 7 depois; e uma empresa que não seja excluída com este procedimento pode ter entrado em falência via Chapter 11 e até sair do processo como uma empresa nova. Pode mesmo ter sido “delisted” antes.

Outro filtro consistirá em identificar e excluir os Chapter 7 voluntários, isto é, casos onde é a empresa, não os credores, quem pede a liquidação da sua actividade. Neste caso precisamos da consulta a uma outra fonte de dados para encontrar o tipo de falência. Esta informação pode ser consultada na base de dados do Professor Lopucki, da UCLA⁴².

Assim, na prática, este estudo aplicou ainda um terceiro filtro, o de identificar aquelas empresas cujo historial na base de dados COMPUSTAT terminou realmente e desapareceu, pelo menos durante os três anos posteriores à sua falência. No total, foram desta forma identificados cerca de 520 casos.

Para a optimização da simulação foram ainda apurados sobre este conjunto de registos os atributos a priori mais significativos a utilizar no modelo e processamento posterior. Foram assim também calculadas algumas das transformações e rácios que são utilizadas nos modelos de falência (Altman, Taffler, Trigueiros).

Emparelhamento

A seguir, tentamos emparelhar cada uma das 520 falências “indiscutíveis” anteriormente obtidas, com outra empresa não falida, com base nos seguintes critérios:

1. pertencer ao mesmo grupo industrial da empresa falida;
2. o seu relatório pertencer ao mesmo ano do ano de falência da empresa falida;
3. ter uma dimensão semelhante (não ter Activos Fixos 50% acima ou abaixo dos da empresa falida);
4. não ter falido nos três anos anteriores nem posteriores;
5. ter tido Resultados Líquidos positivos no ano de falência da empresa falida.

Nem sempre os critérios de emparelhamento se verificaram. Obteve-se assim um ficheiro cujo fim é a elaboração do modelo para obtenção da PD e onde, para 444 das 526 empresas falidas se encontrou uma empresa não falida com características semelhantes.

Como se pode observar pela tabela do Anexo A, o nível de detalhe da classificação industrial utilizado neste trabalho é muito elevado. Assim, o emparelhamento torna-se mais verosímil.

Amostragem

Este ficheiro é ainda objecto de uma divisão posterior, feita ao acaso, em 2 subficheiros contendo aproximadamente o mesmo número de empresas. Um destes subficheiros é usado para construir o modelo (é o “training set” e contém eventos de falência

⁴² Pode-se consultar o seguinte site: <http://lopucki.law.ucla.edu/>. Por exemplo, para a empresa “First Centennial Bancorp”, o caso de falência é um **voluntary Chapter 7**.

representativos de todo o período e de todas as outras classes susceptíveis de introduzir enviesamentos); o outro é o “test set”, usado para validar o modelo uma vez obtido.

A tabela abaixo mostra o número de casos em cada uma das partições obtidas na amostra depois da randomização e com a divisão entre empresas falidas e não falidas.

Por ser a medida da potência estatística da amostra⁴³, número de casos é importante. Neste caso, dispõe-se de mais de 200 casos em cada partição, o que permite gerar bons modelos com até 10 graus de liberdade.

Number of cases		Bankrupt firm		Total
		False	True	
Randomization	Training set	213	269	482
	Test set	231	257	488
Total		444	526	970

Tabela 3 - Número de casos em cada partição da Amostra

Para testar enviesamentos no tempo ou outros, podem ainda usar-se outras divisões da amostra. No caso de enviesamentos temporais, por exemplo, pode testar-se o modelo para o horizonte 1990-1997 e para o horizonte 1998-2005 separadamente.

3.2.2 Obtenção da Carteira

Uma vez obtido e testado o modelo, o ficheiro – base (a base de dados COMPUSTAT) é de novo usado para obter uma amostra aleatória de 100 empresas, todas do mesmo ano. Essas empresas (escolhidas inteiramente ao acaso de entre todas as empresas não financeiras e não “utilities”), são as que constituem a “carteira de crédito” deste estudo cujo VaR é estimado. No presente trabalho, o ano seleccionado é o de 2001 mas a metodologia pode aplicar-se com igual facilidade a outros anos sempre que não recessivos.

3.3 Selecção e transformação de atributos explicativos

Os estudos de previsão de falência ou outros cujo fim seja estimar a PD a partir de dados contabilísticos, utilizam rácios contabilísticos como atributos explicativos. Assim, o bem conhecido modelo original dos **Z-score de Altman** (1968) é uma combinação linear de rácios:

$$Z_score = 0.012*A1 + 0.014*A2 + 0.033*A3 + 0.006*A4 + 0.999*A5 \quad (5)$$

Onde

A1 = Working Capital / Total Assets. Mede a liquidez dos activos em relação ao tamanho da empresa.

⁴³ A potência estatística de uma amostra, quando comparada com os graus de liberdade de um modelo, dá uma ideia da capacidade de generalização desse modelo.

A2 = Retained Earnings / Total Assets. Considera a capacidade de gerar lucro em relação à maturidade e capacidade aquisitiva da empresa.

A3 = EBIT (Earnings before Interest and Taxes) / Total Assets. Considera a importância do lucro operacional a longo prazo.

A4 = Market Value of Equity / Book Value of Total Liabilities. Considera as flutuações devidas ao mercado.

A5 = Sales / Total Assets. Medida padrão para o volume de vendas (varia bastante segundo a indústria).

Este modelo, extensamente utilizado, teve muitas adaptações e melhorias, algumas do próprio Altman mas é de destacar dentre elas o modelo inicial de **Taffler** (1982), também uma combinação linear de rácios:

$$Z_score = 3.20 + 12.18*X1 + 2.50*X2 - 10.68*X3 + 0.029*X4 \quad (6)$$

Onde

X1 = profit before tax / current liabilities (53%- Profitability)

X2 = current assets / total liabilities (13%- Working capital position)

X3 = current liabilities / total assets (18%- Financial risk)

X4 = no-credit interval (16%- Liquidity) = (quick assets - current liabilities) / [(sales - PBT - depreciation) / 365], as despesas operacionais por dia.

As percentagens entre parênteses representam contribuições esperadas por parte de cada atributo para o poder explicativo do modelo.

O Z-score que Taffler também desenvolveu para o retalho, aparecido mais tarde, usa apenas 4 atributos, também rácios, a saber:

Y1 = Cash Flow (CF) / Total Assets (TA)

Y2 = Sales (S) / Total Liabilities (TL)

Y3 = Short Term Liabilities (STL) / Net Capital Employed (NCE)

Y4 = Working Capital (WC) / Total Assets (TA)

Um outro possível modelo, feito a partir da lista de atributos anterior mas que usa os próprios valores contabilísticos em vez de rácios, é o seguinte:

$$\text{Num} = 0.205 * \text{WC} + \text{CF} + 5.195 * \text{NCE} + 3.94 * \text{S} + 5.27 * \text{STL} \quad (7)$$

$$\text{Den} = 13.97 + 11.46 * \text{TL} \quad (8)$$

A lógica discriminatória é simples, quando Num > Den, a empresa é esperada ser solvente. Caso contrário, é esperada ser falida. Estes últimos modelos foram desenhados para identificar probabilidades de falência em empresas de retalho do Reino Unido e o seu grau de generalização a outros países ou indústrias é fraco.

Neste estudo, foram feitos vários testes com modelos que usavam os rácios de Altman e de Taffler mas não os seus coeficientes. Por outras palavras, o presente estudo re-

calculou os coeficientes dos modelos de Altman e de Tafler e usou também regressões logísticas, não apenas análises discriminantes de Fisher. A capacidade predictiva desses modelos vai desde os 82% a 92% e é muito dependente da metodologia.

Optou-se depois pela utilização de logaritmos dos números contabilísticos (pois estas são variáveis multiplicativas ou Log-Normais) em vez de rácios. Trigueiros (2006) propõe a sua transformação em variáveis Normais atribuindo às variáveis um comportamento “aditivo” próximo da Distribuição Normal. Consoante os dados sejam negativos, positivos ou nulos, aplica-se a seguinte transformação ao modelo reduzido de Taffler indicado anteriormente:

$$\text{If } x > 0 \text{ then } \log x \quad (9)$$

$$\text{If } x = 0 \text{ then } 0 \quad (10)$$

$$\text{If } x < 0 \text{ then } -\log (-x) \quad (11)$$

Não devem existir na amostra números x menores de 1, sejam negativos ou positivos. No caso dos valores estarem expressos em milhões de dólares, isto pode acontecer. Sendo assim, optou-se por trazer todos os valores de volta para os milhares antes de aplicar a transformação acima.

A lista dos mais importantes atributos disponíveis na base de dados COMPUSTAT e algumas das suas transformações e rácios usados no estudo mostram-se no Anexo B.

3.4 Modelo para estimação da PD e metodologia SEMMA

Na obtenção do modelo capaz de discriminar entre empresas falidas e não falidas foi utilizado o software de modelação SAS Enterprise Miner 7.1. Optou-se por seguir as recomendações da SAS sobre desenvolvimento de projectos de data mining, o chamado processo SEMMA⁴⁴.

O SEMMA é constituído por cinco estágios distintos: Sample, Explore, Modify, Model e Assess, sendo que cada estágio tem funções específicas distintas (ver figura 9) e é guiado por uma sequência lógica do processo de actividades. O processo é **cíclico** no conjunto das 5 etapas, até que é seleccionado o melhor dos modelos analíticos encontrados.

⁴⁴ <http://www.sas.com/offices/europe/uk/technologies/analytics/datamining/miner/semma.html>

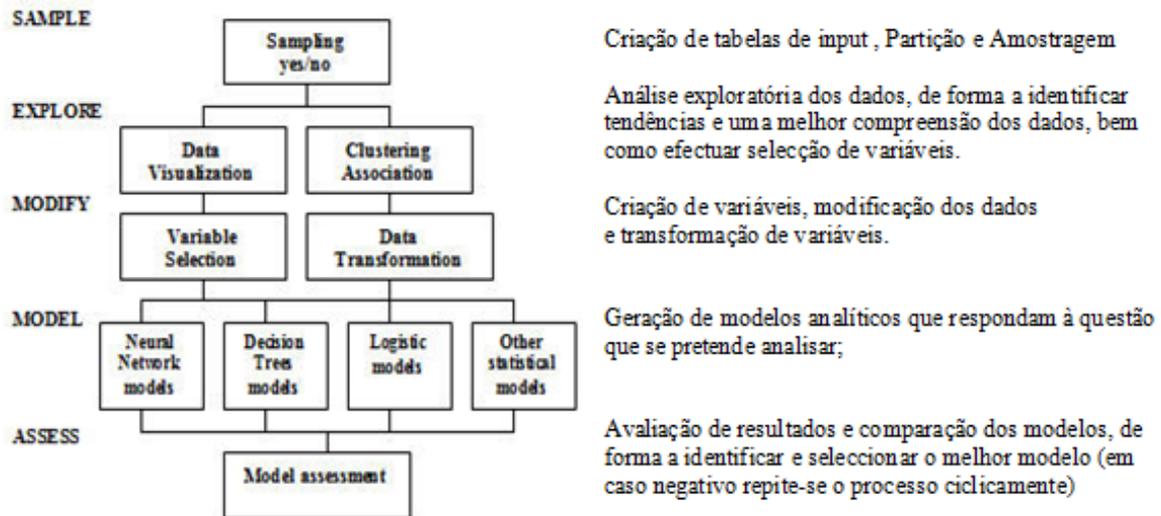


Figura 9 - Fluxograma do processo SEMMA. Resumo dos estágios

Os dois primeiros estágios foram já detalhados anteriormente pelo que só resta a obtenção dos modelos analíticos e a sua avaliação para a determinação do modelo final.

A partir do “Training set” descrito acima tratou-se de obter um modelo discriminante com o menor número possível de variáveis - simples, transformadas ou rácios – e que fosse capaz de separar optimamente os casos de falência irreversível dos casos de solvência com características semelhantes.

Como referido, de entre todos os algoritmos testados, foi realizada uma selecção dos métodos mais relevantes: Regressão Logística, Análise Discriminante de Fisher, Árvore de Decisão e Rede Neuronal; e foi a Rede Neuronal do tipo “Multilayer Perceptron” (MLP) a que assegurou um resultado óptimo no “Test set” (ver os resultados e valiação da modelagem no Anexo C).

De entre todas as possíveis arquitecturas e atributos explicativos dos MLP, escolheu-se uma apenas com 3 inputs (log CF, log TA e log WC), com 2 nós na camada escondida e com 2 outputs (simétricos), tal como a figura 10 a seguir documenta. Com esta arquitectura, o sucesso da classificação foi de 93% no “Test set” como a seguir se detalha:

Randomized group	Bankrupt firm	Predicted by the MLP		Missing	Total
		False	True		
Training set	False	202	10	1	213
	True	16	240	13	269
	Total		250	14	482
Test set	False	217	13	1	231
	True	19	227	11	257
	Total		240	12	488

Tabela 4 - Matriz de confusão para o Training Set e o Test Set (Rede Neuronal MLP)

Os casos omissos (missing) no total de 26, correspondem a empresas onde algum dos 3 atributos explicativos não está presente.

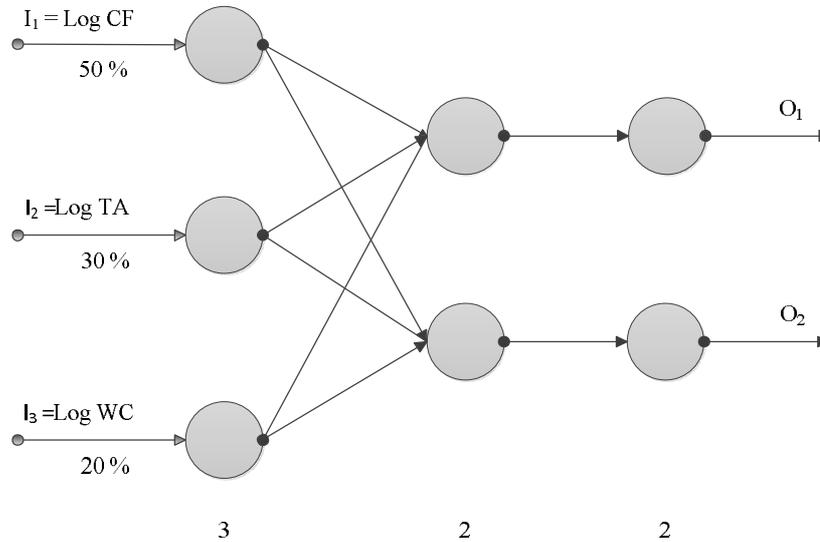


Figura 10 - Representação da Rede Neural MLP : 3 câmaras, 3 inputs e 2 outputs

Esta arquitectura, de elevada capacidade predictiva, robustez e precisão, pode-se considerar parcimoniosa, o que permite mitigar as dificuldades de interpretação características das redes neuronais em relação com outro tipo de modelos.

3.5 Obtenção e Calibração das PD

Uma vez obtido e testado o modelo, os passos seguintes a executar para a obtenção do VaR foram os seguintes:

Obtenção das PD não calibradas

A modelação das diferenças entre empresas falidas e não falidas, como explicado acima, leva à obtenção de uma PD não calibrada.

Os métodos de modelação acima mencionados permitem obter três tipos diferentes de “output”:

1. Scores contínuos com valores que, uma vez estandardizados, se situam aproximadamente no intervalo $\{-3,+3\}$ com probabilidade de 95% ou maiores com probabilidade maior. Estes têm, em suma, um comportamento semelhante ao de uma variável aleatória estandardizada distribuída normalmente. A análise discriminante de Fisher produz directamente este tipo de output.
2. Valores semelhantes a probabilidades, capazes de percorrer um intervalo $\{0,1\}$ de forma contínua. A regressão logística produz este tipo de output.
3. Valores nominais, incapazes de percorrerem um intervalo de forma contínua. A empresa é classificada como pertencendo a um de entre dois estados. As árvores de

regras e outros utensílios provenientes da Inteligência Artificial dão este tipo de “output”.

É evidente que a utilidade do terceiro tipo de “output” é reduzida ou nula no âmbito do presente trabalho, onde aquilo que se deseja é associar a cada dívida uma probabilidade de incumprimento PD.

Quanto ao segundo, embora pareça que facilita o trabalho, na verdade dificulta-o devido ao carácter grosseiro, pouco próximo da realidade, das funções usadas. Assim, por exemplo, a função logística é apenas aparentemente semelhante na sua forma à função Gaussiana acumulada.

O método aqui seguido para obtenção das PD não calibradas a partir dos “output” do modelo foi o seguinte:

Usando o modelo, obtenção, para cada uma das 100 empresas em carteira, de um score indicativo da verosimilhança de uma insolvência. Este score deverá por sua vez ser estandardizado de modo a que 95% dos seus valores estejam, em média, contidos no intervalo $\{-3,+3\}$. A partir deles é então possível obter os respectivos valores sobre uma distribuição Normal acumulada.

O método usado para obter valores sobre a distribuição Normal acumulada é o de uma aproximação por expansão em série, tal como descrito em vários manuais de métodos numéricos (por exemplo, Benninga 1989 p. 113).

A função Normal acumulada,

$$N(z) = \int_{-\infty}^z \frac{e^{-z^2/2}}{\sqrt{2\pi}} dZ \quad (12)$$

$$Z \in R$$

é pois aproximada como uma soma de 4 termos,

$$N(Z) = 1 - h(Z)t(b_0 + b_1t + b_2t^2 + b_3t^3 + b_4t^4) \quad (13)$$

$$t = \frac{1}{1 + pZ}$$

onde h é função de Normal não acumulada (ou de Gauss) em z (aquela que, em 12 acima, está a ser integrada) e os parâmetros p e b_i ($i = 0 \dots 4$) são constantes

Esta expansão em série está ilustrado no algoritmo abaixo (tabela 5), onde o score Z é o input e $N(Z)$ é o output desejado.

Score Z	-3,000	-2,800	-2,600	...	2,600	2,800	3,000
N(z)	0,001	0,003	0,005	...	0,995	0,997	0,999
s(z)	0,001	0,003	0,005	...	0,005	0,003	0,001
h(z)	0,004	0,008	0,014	...	0,014	0,008	0,004
t	0,590	0,607	0,624	...	0,624	0,607	0,590

p	0,232
b(0)	0,319
b(1)	-0,357
b(2)	1,781
b(3)	-1,821
b(4)	1,330

Tabela 5 - Scores obtidos sobre a distribuição Normal (aproximação em serie, Benninga 1989)

Várias ferramentas, tais como a folha de cálculo “Excel” e a SAS, contêm uma função que executa esta aproximação sem necessidade de efectuar todos estes cálculos.

Uma vez obtidas probabilidades a partir de scores, tem-se uma colecção daquilo a que se chama a PD não calibrada.

Em teoria, as MLP também já poderiam dar directamente, como “output”, uma colecção de PDs não calibradas. Porém, devido ao facto da arquitectura geralmente usada conter muitos parâmetros, o que leva a uma capacidade de aproximação elevada, a fronteira discriminante torna-se demasiado precisa: os outputs obtidos são encostados aos valores de 0 ou 1, em vez de cobrirem uniformemente o domínio {0,1} como desejado.

Outra possível aproximação, muito robusta, para a obtenção de PDs não calibradas a partir dos outputs do modelo, aplicável na generalidade dos casos, mesmo com MLPs precisas e com distribuições de scores afastadas da normalidade, consiste em forçar a normalidade dos scores.

Para tal, procede-se primeiro à ordenação dos outputs, quaisquer que sejam, desde o mais baixo ao mais alto. A seguir, cria-se um novo atributo com o respectivo "rank", desde o 1 (para o output menor) a 100 para o maior. A partir desses “ranks”, podem agora obter-se as probabilidades associadas, usando diferentes aproximações. A mais popular dessas aproximações, a que melhor se ajusta à normalidade sem ser complicada, é:

$$\text{Prob. normalizada} = \left(\frac{\text{rank} - 3/8}{\text{Nro.casos} + 1/4} \right) \quad (14)$$

$$\text{Nro. casos} = 100$$

De posse dessas probabilidades associadas aos ranks e usando a função normal inversa (o inverso da função Normal acumulada) ou então a função Probit (também existente no SAS) obtêm-se os scores estandardizados correspondentes, os quais exibirão todas as

características desejáveis: serão Normais e ocuparão, de forma homogénea, o seu domínio. Estes scores robustos chamam-se “Normal Scores”.

Quer a partir de “Normal Scores”, quer directamente, podem obter-se os correspondentes valores sobre a função Normal estandardizada. Estes valores, contidos no intervalo $\{0,1\}$, constituem uma PD não calibrada.

Calibração das PD

Consiste na calibração das PD obtidas no passo anterior, usando algum dos métodos descritos no capítulo anterior. Trata-se de um trabalho moroso, específico de cada banco e que, com visto atrás, assenta em pressupostos e em valores históricos circunstanciais. Por motivos de simplificação e dada a incapacidade para aceder a dados ou pressupostos bancários, foi aqui usado apenas o teorema de Bayes junto com os dados provenientes das agências de “rating”. O teorema de Bayes diz que uma PD “a posteriori” (neste caso a que pretendemos) será dada pelo rácio:

$$PD_{\text{calibrada}} = \frac{P_{CF} * P(X/C_F)}{P_{CS} * P(X/C_S) + P_{CF} * P(X/C_F)} \quad (15)$$

Onde:

P_{CF}	= Probabilidade “a priori” de falência.
P_{CS}	= $1 - P_{CF}$
$P(X C_F)$	= PD não calibrada.
$P(X C_S)$	= $(1 - PD)$ não calibrada.

Mais concretamente, a regra de Bayes é usada para fazer com que as probabilidades “a priori” de incumprimento (que constam das tabelas anuais da Moody’s e de outras agências) se verifiquem na amostra.

Trata-se de uma calibração simples mas que produz resultados verosímeis.

Randomização

A partir das 100 PD já calibradas cria-se agora um novo atributo, uma variável aleatória que assumirá o valor Zero com probabilidade PD e o valor 1 com probabilidade 1-PD.

Assim, este novo atributo fornece uma colecção de 100 “Zeros” e “Uns” gerados aleatoriamente: zero, quando uma jogada aleatória deu “Não Faliu” face a uma probabilidade 1-PD e 1 quando deu “faliu” face à mesma PD. Esta colecção de 100 valores depende do acaso e reflecte apenas as PD presentes.

Para obtê-los utiliza-se a regra definidora para o novo atributo

$$\text{If rand} > \text{PD then 0 else 1} \quad (16)$$

onde “rand” gera números aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1 e PD é a PD calibrada para cada um dos 100 casos. De facto, considerando que “rand” é uniforme, a expressão acima gera um número que, numa aproximação a dois dígitos, é semelhante a tirar de um saco com 100 bolas, PD brancas e 1-PD pretas, ao acaso.

3.6 Simulação final

Os pasos seguintes já dizem respeito à metodologia desenvolvida neste estudo, baseada em Simulação.

Ganhos e Perdas da Carteira

Deve agora estimar-se, para cada um dos 100 casos, o lucro anual esperado em caso de cumprimento e, em caso de incumprimento, a LGD e a EAD anuais. A EAD é o montante em dívida e supõe-se, neste caso, que coincide com a dívida a longo prazo inscrita no Balanço para o ano em causa. A LGD será, por hipótese e para efeitos de simplificação, 75% dessa sua dívida no longo prazo; o lucro é o juro anual pago (encargos financeiros) por essa empresa nesse ano.

O atributo aleatório calculado acima e que contém apenas zeros e uns, irá determinar qual dos valores (lucros ou prejuízos) deve adicionar-se ao total do valor da carteira.

Por soma de todos estes ganhos e perdas, tem-se uma instância aleatória do ganho ou perda total da carteira.

Simulação da Distribuição

Basta agora simular 10,000 ou mais desses totais (ex. 25,000) e mostrar como eles se distribuem, identificando nessa distribuição o percentil 5, que será o VaR da carteira para um horizonte de 1 ano e para 95% de confiança. Pode-se encontrar um diagrama do processo completo na figura 11 a seguir.

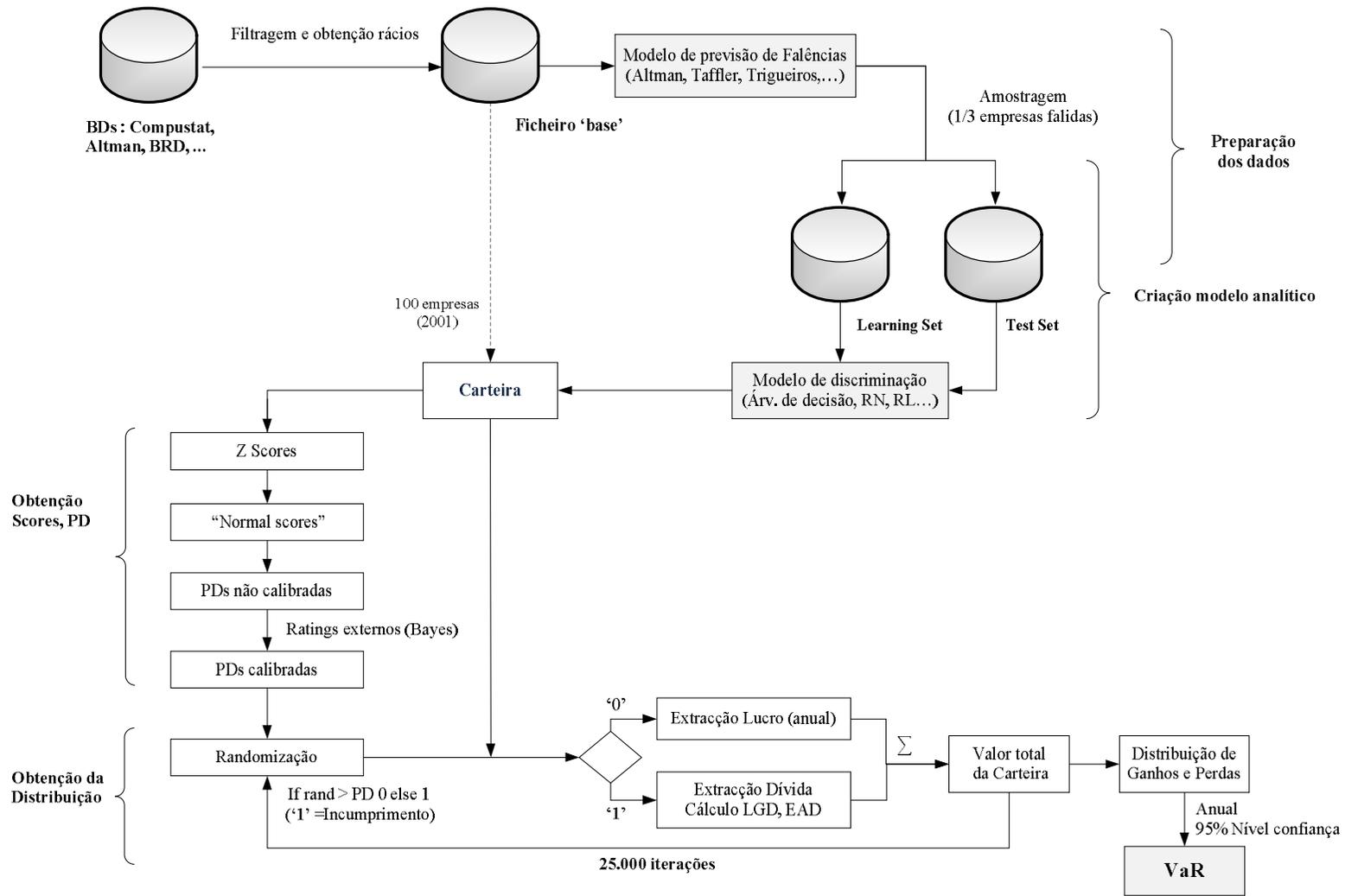


Figura 11 - Diagrama do processo completo da Simulação

4 Um exemplo de aplicação

Depois de aplicar o modelo predictivo (rede MLP) à carteira com 100 empréstimos, seguem-se os passos que anteriormente foram detalhados no anterior apartado até a obtenção final do VaR

A distribuição obtida (Figura 12, abaixo) representam os resultados da carteira em um horizonte temporal de um ano e após a execução de 25.000 simulações.

Os valores foram agrupados de forma crescente em uma tabela de frequências e percentagens acumulados das leituras (tabela 6, a direita).

O VaR resulta do valor da distribuição correspondente ao percentil acumulado de 5% dos valores obtidos na simulação.

Bloco	Frequência	acumulac
-10000000	1	0,00%
-9000000	0	0,00%
-8000000	2	0,01%
-7000000	6	0,04%
-6000000	24	0,13%
-5000000	18	0,20%
-4000000	55	0,42%
-3000000	61	0,67%
-2000000	139	1,22%
-1000000	355	2,64%
0	1951	10,45%
1000000	6193	35,22%
2000000	2217	44,09%
3000000	3865	59,55%
4000000	4355	76,97%
5000000	586	79,32%
6000000	1184	84,05%
7000000	988	88,00%
8000000	703	90,82%
9000000	2296	100,00%
10000000	0	100,00%
Mais	0	100,00%

Tabela 6 - Tabela de frequências e percentis

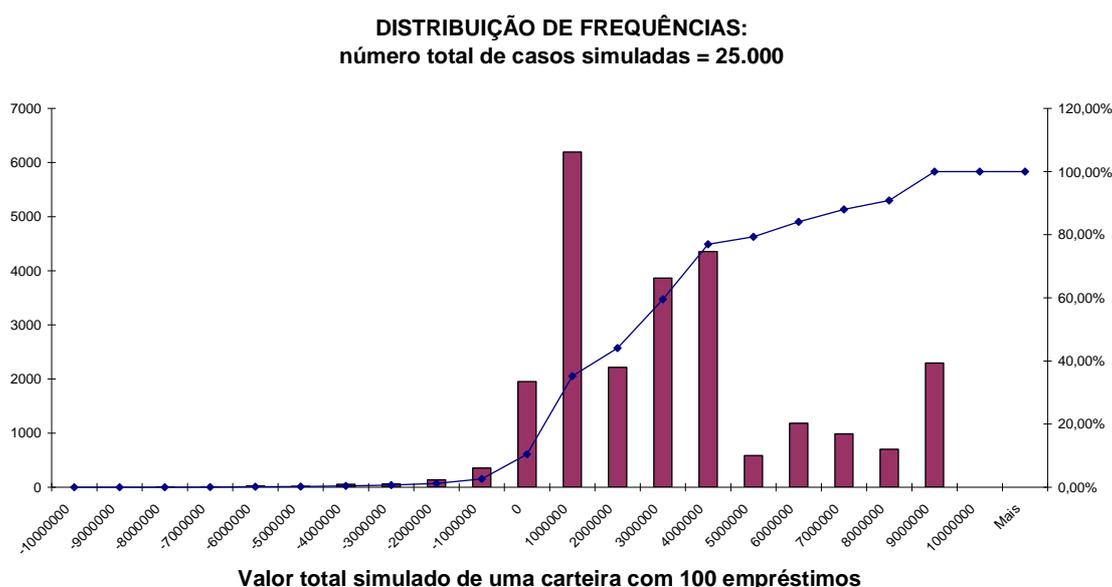


Figura 12 - Distribuição resultado da simulação

Desta forma, o VaR estimado é de 3.887.720 milhares de dólares para um intervalo de confiança a 95% e de 6.755.123 milhares de dólares para um de 99%. O horizonte temporal é suposto ser de 1 ano pois é esse o horizonte temporal das probabilidades à priori utilizadas para calibrar o modelo e das pseudo-probabilidades obtidas de dados contabilísticos.

Apesar da estimação do VaR ser um processo relativamente simples, a interpretação analítica dos resultados é algo mais complexa.

Os motivos são variados; a dificuldade encontrada na obtenção do ficheiro base e nas transformações e preparação das amostras de forma a poder considerar os dados como de uma alta qualidade; a utilização de uma Rede Neuronal MLP como modelo predictivo, o mais “otimizado” de entre todos os candidatos, que fornece robustez e precisão à metodologia mas que, apesar de neste caso mostrar uma arquitectura simples e de melhor interpretação do que é habitual neste tipo de modelos, não deixa de oferecer certa complexidade interpretativa, característica típica das redes neuronais.

Após a aplicação do modelo analítico à carteira de investimento, a obtenção, normalização e calibração das PDs não supõe nenhum problema tecnicamente. Na posterior acumulação dos valores, da randomização e da obtenção da distribuição, o processo é simples e fácil de automatizar o que permite que qualquer alteração em algum dos parâmetros seja simples de adaptar à metodologia com resultados aceitáveis.

5 Conclusões do Estudo

O trabalho apresentou uma metodologia simples e aproximada ao cálculo do risco no caso de uma carteira de empréstimos concedidos por instituições bancárias a empresas. Através do “Value-at-Risk” (VaR) estimado para a carteira, consegue-se obter, no contexto dos métodos IRB preconizados pelos acordos de Basileia, uma quantificação aceitável das perdas máximas esperáveis para um dado horizonte temporal e intervalo de confiança.

O conhecimento da exposição ao risco e a criação de uma “cultura baseada no risco”, tal como sugerem os acordos de Basileia, é essencial para que as tomadas de decisão sejam eficazes e pouco custosas no futuro. Nesse sentido o estudo constitui uma introdução às necessidades de capital e às principais metodologias AIRB usadas no cálculo dessas necessidades no caso do risco de crédito.

Tal como se viu, o facto de o VaR representar facilmente os conceitos de risco (ou capital) não significa que seja fácil de se obter. Actualmente existem um grande número de aproximações a este tipo de cálculos mas de entre todas elas, a metodologia aqui apresentada, baseada na aproximação das PD através dos scores e probabilidades a priori com posterior uso da simulação, permite de forma precisa e simples quantificar o risco-crédito de uma carteira de empresas.

Este estudo não pretende ser completo. Foram feitas muitas simplificações mas a solução em termos de casos reais é simples e correcta.

Ao contrário de métodos mais tradicionais, menos analíticos e mais estatísticos e portanto mais pesados no cálculo e no tratamento dos dados, que arrastam informação não necessária, esta metodologia, pela sua simplificação e robustez, permite a sua implementação em qualquer pequena ou mediana empresa: basta uma ferramenta de modelagem (actualmente estes produtos têm um elevado desempenho com um custo aceitável) e uma simples folha de cálculo. É por tanto uma solução barata, de elevada portabilidade e fácil implementação.

No futuro sugerem-se melhorias (ou até acrescentos) na metodologia que permitam elevar mais a precisão e a capacidade predictiva actual. Por exemplo, considerar a aproximação cíclica no próprio processo e não só na fase preparação dos dados, aproximar mais o cálculo das LGD sem penalizar o desempenho, ou até complementar a metodologia com algum método de tratamento de valores “extremos”, nestes tempos já quase... “normais”.

6 Bibliografia

Acerbi, C. (2002) Spectral measures of risk: a coherent representation of subjective risk aversion. *Journal of Banking and Finance*, 7, 1505-1518.

Acerbi, C, Nordio C., Sirtori C. (2008). Expected shortfall as a tool for financial risk management. http://arxiv.org/PS_cache/cond-mat/pdf/0102/0102304v1.pdf [Online 03-2-2011]

Artzner, P., Delbaen, F., Eber J., Heath D. (1997). Thinking coherently. *Risk*, 0(11):68{71.

Banco de Portugal. Decreto-Lei nº 103/2007 de 3 de Abril. <http://www.bportugal.pt/pt-PT/Legislacaoenormas/Documents/DL103ano2007c.pdf>. [Online 01-11-2010]

Banco de Portugal. Decreto-Lei nº 104/2007 de 3 de Abril. <http://www.bportugal.pt/pt-PT/Legislacaoenormas/Documents/DL104ano2007c.pdf> [Online 01-11-2010]

Bank for International Settlements (Julho 2005). An Explanatory Note on Basel II IRB Weight Functions. <http://www.bis.org/bcbs/irbriskweight.pdf?noframes=1>. [Online 1-2-2011]

Bank for International Settlements (Junho 2006). Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework - Comprehensive Version. <http://www.bis.org/publ/bcbs128.htm>. [Online 1-2-2011].

Bank for International Settlements (Augusto 2008). Basel II: Consultative Document - Range of practices and issues in economic capital modelling. <http://www.bis.org/publ/bcbs143.pdf?noframes=1>. [Online 1-2-2011]

BBA, LIBA, and ISDA (2005). Low Default Portfolios, Discussion paper, British Banking Association (BBA), London Investment Banking Association (LIBA) and International Swaps and Derivatives Association (ISDA), Joint Industry Working Group. http://www.isda.org/c_and_a/pdf/ISDA-LIBA-BBALowDefaultPortfolioPaper-January2005.pdf [Online 1-2-2011]

BCE - Committee of the European System of Central Banks (July 2007). The use of portfolio credit risk models in central banks, Task Force of the Market Operations. <http://www.ecb.int/pub/pdf/scpops/ecbocp64.pdf> [Online 03-2-2011]

Benninga, S. (1989) *Numerical Techniques in Finance*. 5th Edition. MIT Press. ISBN 0-262-02286-9.

Bessis, J. (2010) *Risk Management in Banking*, 3rd Edition. Wiley-Finance. ISBN 10 0-470-01913-1

- Bluhm, C., Overbeck, L., Wagner C. (2002). An Introduction to credit Risk Modeling. Chapman & Hall/CRC Financial mathematics series. ISBN 1-58488-326-X.
- Cogneau, P., Hubner, G. (Janeiro 2009). The 101 Ways to Measure Portfolio Performance. Disponível em SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1326076> [Online 28-1-2011]
- Chawla, N., Cieslak, D. (2006) Evaluating probability estimates from decision trees. American Association for Artificial Intelligence.
- Dowd, K., Blake D. (Junho 2006). After VaR: The Theory, Estimation, and Insurance Applications of Quantile-based Risk Measures. Journal of Risk & Insurance, Vol. 73, No. 2, pp. 193-229
<http://dhenriet.perso.centrale-marseille.fr/var2.pdf> [Online 04-2-2011]
- Embrechts, P. (2000) Extreme Value Theory: Potential and Limitations as an Integrated Risk Management Tool Derivatives Use, Trading & Regulation 6, 449-456.
<http://www.math.ethz.ch/~baltes/ftp/evtpot.pdf> [Online 04-2-2011]
- Engelmann, R. (2006) The Basel II Risk Parameters: Estimation, Validation, and Stress Testing. Springer. ISBN-10 3-540-33085-2
- Glasserman, P., Heidelberger, P., Shahabuddin, P. (2000). Variance Reduction Techniques for Simulating Value-at-Risk. Disponível em SSRN: <http://ssrn.com/abstract=191568> [Online 25-2-2011]
- Glößner, P. (2003). Calculating Basel II Risk Parameters for a Portfolio of Retail Loans. Master Thesis in "Mathematical Finance", Oxford
- Hamerle, A; Thilo, L; Rosch, D (2003) – Credit risk factor modeling and the Basel II IRB approach, Deutsche Bundesbank, Discussion paper, Series 2, Banking and Financial Studies No 02/2003.
- Hamerle, A., Knapp, M., Liebig, L., Wildenauer, N. (2005). Incorporating prediction and estimation risk in point-in-time credit portfolio models. Deutsche Bundesbank, Discussion Paper Series 2: Banking and Financial Studies No 13/2005. http://econstor.eu/bitstream/10419/19746/1/200513dkp_b.pdf [Online 25-2-2011]
- Härdle W., Moro R., Schäfer D. (2007), Estimating probabilities of default with support vector machines, Deutsche Bundesbank Discussion Papers, Berlin
http://www.bundesbank.de/download/bankenaufsicht/dkp/200718dkp_b.pdf [Online 12-3-2011]
- Huang, X., Oosterlee, C., Mesters, M. (2007). Computation of VaR and VaR contribution in the Vasicek portfolio credit loss model: a comparative study. Journal of Credit Risk 3, 75–96. <http://oai.cwi.nl/oai/asset/12149/12149A.pdf> [Online 03-2-2011]

- Holton, G.(2002) History of Value-at-Risk: 1922-1998. EconPapers.
- Jorion, P. (2005). Financial Risk Manager Handbook, 3rd Edition. s.l.: Garp & Wiley Finance. ISBN-10 0-471-70629-9.
- Jorion, P. (2007). Value at Risk. The new benchmark for managing financial risk. 3rd Ed. McGraw-Hill. ISBN-0-07-146495-6
- Kiefer, N. (2007). The Probability Approach to Default Probabilities.
<http://www.occ.gov/publications/publications-by-type/economics-working-papers/2008-2000/wp2007-1.pdf> [Online 28-1-2011]
- KPMG (Novembro 2003). Basel II - A Closer Look: Managing Economic Capital.
http://us.kpmg.com/microsite/FSLibraryDotCom/docs/Basel_EconomicCapital_web.pdf [Online 11-3-2011]
- Marrison, C. (2002). The Fundamentals of Risk Measurement. McGraw-Hill. ISBN-10 0-07-138627-0
- Meng, Q., Levy A., Kaplin A., Wang Y., Hu Z. (2010). Implications of PD-LGD Correlation in a Portfolio Setting Modeling Methodology, Moody's KMV.
- Miu, P., Ozdemir, B. (2005) Basel Requirement of Downturn LGD: Modeling and Estimating PD & LGD Correlations. Journal of Credit Risk, Vol. 2, No. 2, pp.43-68 www.efmaefm.org/efma2006/papers/883060_full.pdf [Online 26-2-2011]
- OeNB/FMA (2004) Guidelines on Credit Risk management -Rating Models and Validation, Vienna.
- Saunders, A., Allen L. (2010). Credit risk management in and out of the financial crisis: new approaches to value at risk and other paradigms. 3rd Edition. Wiley finance series. ISBN 978-0-470-47834-9
- Scott, A. (2008) Designing and Implementing a Basel II Compliant PIT-TTC Ratings Framework. MPRA Paper from University Library of Munich, Germany.
http://mpra.ub.uni-muenchen.de/7004/1/MPRA_paper_7004.pdf [Online 17-2-2011]
- Testuri, C., Uryasev, S. (2002). On Relation between Expected Regret ad Conditional valu-at-Risk. http://www.ise.ufl.edu/uryasev/Relation_expect_regret_CVaR.pdf [Online 07-2-2011]
- Trigueiros, D. (2006) Neural Networks in Accounting and Finance Research. ISCTE Lisboa.
- Yoneyama (2005) Advancing credit risk management through internal rating.system. Bank of Japan -Risk Assessment Section
http://www.boj.or.jp/en/research/brp/ron_2005/data/fsk0509a.pdf [Online 14-2-2011]

Anexo A

Tabela de classificação industrial dos dados utilizados (COMPUSTAT da Reuters-Thompson)

Código	Nome	Código	Nome
100	AGRICULTURE PRODUCTION-CROPS	3844	X-RAY & RELATED APPARATUS
1000	METAL MINING	3845	ELECTROMEDICAL APPARATUS
1040	GOLD AND SILVER ORES	3851	OPHTHALMIC GOODS
1090	MISCELLANEOUS METAL ORES	3861	PHOTOGRAPHIC EQUIP & SUPPL
1221	BITMNS COAL,LIGNITE SURF MNG	3910	JEWELRY,SILVERWR,PLATED WARE
1311	CRUDE PETROLEUM & NATURAL GS	3911	JEWELRY, PRECIOUS METAL
1382	OIL AND GAS FIELD EXPL SVCS	3931	MUSICAL INSTRUMENTS
1389	OIL, GAS FIELD SERVICES, NEC	3942	DOLLS AND STUFFED TOYS
1400	MNG, QUARRY NONMTL MINERALS	3944	GAMES, TOYS, CHLD VEH, EX DOLLS
1540	GEN BLDG CONTRACTORS-NONRES	3949	SPORTING & ATHLETIC GDS, NEC
1600	HEAVY CONSTR-NOT BLDG CONSTR	3990	MISC MANUFACTURNG INDUSTRIES
1700	CONSTRUCTION-SPECIAL TRADE	4100	TRANSIT & PASSENGER TRANS
1731	ELECTRICAL WORK	4210	TRUCKING, COURIER SVC, EX AIR
2000	FOOD AND KINDRED PRODUCTS	4213	TRUCKING, EXCEPT LOCAL
2011	MEAT PACKING PLANTS	4400	WATER TRANSPORTATION
2020	DAIRY PRODUCTS	4412	DEEP SEA FRN TRANS-FREIGHT
2030	CAN,FROZNPRESRV FRUIT & VEG	4512	AIR TRANSPORT, SCHEDULED
2050	BAKERY PRODUCTS	4522	AIR TRANSPORT, NONSCHEDULED
2082	MALT BEVERAGES	4700	TRANSPORTATION SERVICES
2200	TEXTILE MILL PRODUCTS	4731	ARRANGE TRANS-FREIGHT, CARGO
2211	BRDWOVEN FABRIC MILL, COTTON	4812	RADIOTELEPHONE COMMUNICATION
2221	BRDWOVN FABRIC MAN MADE,SILK	4813	PHONE COMM EX RADIOTELEPHONE
2250	KNITTING MILLS	4822	TELEGRAPH & OTH MESSAGE COMM
2253	KNIT OUTERWEAR MILLS	4832	RADIO BROADCASTING STATIONS
2300	APPAREL & OTHER FINISHED PDS	4833	TELEVISION BROADCAST STATION
2320	MEN,YTH,BOYS FRNSH,WRK CLTHG	4841	CABLE AND OTHER PAY TV SVCS
2330	WOMENS,MISSES,JRS OUTERWEAR	4899	COMMUNICATIONS SERVICES, NEC
2340	WMNS,MISS,CHLD,INFNT UNDGRMT	5010	MOTOR VEH PARTS, SUPPLY-WHSL
2390	MISC FABRICATED TEXTILE PDS	5013	MOTOR VEH SUPPLY,NEW PTS-WHSL
2452	PREFAB WOOD BLDGS & COMPONTS	5020	FURNITURE & HOME FURNSH-WHSL
2510	HOUSEHOLD FURNITURE	5031	LUMBER, PLYWD, MILLWORK-WHSL
2511	WOOD HSHLD FURN, EX UPHOLSRD	5040	PROF & COML EQ & SUPPLY-WHSL
2522	OFFICE FURNITURE, EX WOOD	5045	COMPUTERS & SOFTWARE-WHSL
2590	MISC FURNITURE AND FIXTURES	5047	MED, DENTAL, HOSP EQ-WHSL
2621	PAPER MILLS	5063	ELEC APPARATUS & EQUIP-WHSL
2670	CONVRT PAPR,PAPRBRD,EX BOXES	5070	HARDWR, PLUMB, HEAT EQ-WHSL
2721	PERIODICAL:PUBG,PUBG & PRINT	5072	HARDWARE-WHOLESALE

O uso de simulação no cálculo do VaR de carteiras de crédito a empresas

2741	MISCELLANEOUS PUBLISHING	5080	MACHINERY AND EQUIPMENT-WHSL
2750	COMMERCIAL PRINTING	5084	INDUSTRIAL MACH & EQ-WHSL
2820	PLASTIC MATL,SYNTHETIC RESIN	5090	MISC DURABLE GOODS-WHSL
2833	MEDICINAL CHEMS,BOTANICL PDS	5093	SCRAP & WASTE MATERIALS-WHSL
2834	PHARMACEUTICAL PREPARATIONS	5099	DURABLE GOODS-WHOLESALE, NEC
2835	IN VITRO,IN VIVO DIAGNOSTICS	5110	PAPER & PAPER PRODUCTS-WHSL
2836	BIOLOGICAL PDS,EX DIAGNSTICS	5122	DRUGS AND PROPRIETARY-WHSL
2844	PERFUME,COSMETIC,TOILET PREP	5130	APPAREL,PIECE GDS,NOTNS-WHSL
2870	AGRICULTURE CHEMICALS	5140	GROCERIES & RELATED PDS-WHSL
2890	MISC CHEMICAL PRODUCTS	5141	GROCERIES, GENERAL LINE-WHSL
2891	ADHESIVES AND SEALANTS	5160	CHEMICALS & ALLIED PDS-WHSL
2911	PETROLEUM REFINING	5172	PETROLEUM,EX BULK STATN-WHSL
2990	MISC PDS OF PETROLEUM & COAL	5190	MISC NONDURABLE GOODS-WHSL
3021	RUBBER AND PLASTICS FOOTWEAR	5200	BLDG MATL,HARDWR,GARDEN-RETL
3060	FABRICATED RUBBER PDS, NEC	5211	LUMBER & OTH BLDG MATL-RETL
3089	PLASTICS PRODUCTS, NEC	5311	DEPARTMENT STORES
3140	FOOTWEAR, EXCEPT RUBBER	5331	VARIETY STORES
3231	GLASS PD,MADE OF PURCH GLASS	5399	MISC GENERAL MDSE STORES
3272	CONCRETE PDS, EX BLOCK,BRICK	5411	GROCERY STORES
3310	BLAST FURNACES & STEEL WORKS	5500	AUTO DEALERS, GAS STATIONS
3312	STEEL WORKS & BLAST FURNACES	5531	AUTO AND HOME SUPPLY STORES
3320	IRON AND STEEL FOUNDRIES	5600	APPAREL AND ACCESSORY STORES
3341	SEC SMELT,REFIN NONFER METAL	5621	WOMEN'S CLOTHING STORES
3350	ROLLING & DRAW NONFER METAL	5651	FAMILY CLOTHING STORES
3357	DRAWNG,INSULATNG NONFER WIRE	5661	SHOE STORES
3420	CUTLERY,HAND TOOLS,GEN HRDWR	5700	HOME FURNITURE & EQUIP STORE
3430	HEATING EQ, PLUMBING FIXTURE	5712	FURNITURE STORES
3433	HEATING EQ,EX ELEC,AIR FURNCL	5731	RADIO,TV,CONS ELECTR STORES
3460	METAL FORGINGS AND STAMPINGS	5734	CMP AND CMP SOFTWARE STORES
3470	COATING,ENGRAVING,ALLIED SVC	5735	RECORD AND TAPE STORES
3490	MISC FABRICATED METAL PRODS	5810	EATING AND DRINKING PLACES
3510	ENGINES AND TURBINES	5812	EATING PLACES
3533	OIL & GAS FIELD MACHY, EQUIP	5912	DRUG & PROPRIETARY STORES
3540	METALWORKING MACHINERY & EQ	5940	MISC SHOPPING GOODS STORES
3550	SPECIAL INDUSTRY MACHINERY	5945	HOBBY, TOY, AND GAME SHOPS
3555	PRINTING TRADES MACHY, EQUIP	5961	CATALOG, MAIL-ORDER HOUSES
3559	SPECIAL INDUSTRY MACHY, NEC	5990	RETAIL STORES
3560	GENERAL INDUSTRIAL MACH & EQ	7011	HOTELS,MOTELS,TOURIST COURTS
3564	INDL COML FANS,BLOWRS,OTH EQ	7310	ADVERTISING
3567	INDL PROCESS FURNACES, OVENS	7330	MAILING,REPRO,COMML ART SVCS
3569	GENERAL INDL MACH & EQ, NEC	7350	MISC EQUIP RENTAL & LEASING
3571	ELECTRONIC COMPUTERS	7359	EQUIP RENTAL & LEASING, NEC
3572	COMPUTER STORAGE DEVICES	7363	HELP SUPPLY SERVICES

3575	COMPUTER TERMINALS	7370	CMP PROGRAMMING,DATA PROCESS
3576	COMPUTER COMMUNICATION EQUIP	7371	COMPUTER PROGRAMMING SERVICE
3577	COMPUTER PERIPHERAL EQ, NEC	7372	PREPACKAGED SOFTWARE
3585	AIR COND,HEATING,REFRIG EQ	7373	CMP INTEGRATED SYS DESIGN
3613	SWITCHGEAR & SWITCHBOARD APP	7374	CMP PROCESSING,DATA PREP SVC
3620	ELECTRICAL INDL APPARATUS	7377	COMPUTER RENTAL & LEASING
3630	HOUSEHOLD APPLIANCES	7380	MISC BUSINESS SERVICES
3640	ELECTRIC LIGHTING,WIRING EQ	7385	TELEPHONE INTERCONNECT SYS
3651	HOUSEHOLD AUDIO & VIDEO EQ	7389	BUSINESS SERVICES, NEC
3652	PHONO RECRDS,AUDIO TAPE,DISK	7510	AUTO RENT & LEASE,NO DRIVERS
3661	TELE & TELEGRAPH APPARATUS	7600	MISC REPAIR SERVICES
3663	RADIO,TV BROADCAST, COMM EQ	7812	MOTION PIC, VIDEOTAPE PRODTN
3669	COMMUNICATIONS EQUIP, NEC	7819	SVC TO MOTION PICTURE PRODTN
3670	ELECTRONIC COMP, ACCESSORIES	7822	MOTION PICT, VIDEOTAPE DISTR
3672	PRINTED CIRCUIT BOARDS	7829	SVCS TO MOTION PICTURE DISTR
3674	SEMICONDUCTOR,RELATED DEVICE	7830	MOTION PICTURE THEATERS
3678	ELECTRONIC CONNECTORS	7841	VIDEO TAPE RENTAL
3679	ELECTRONIC COMPONENTS, NEC	7900	AMUSEMENT & RECREATION SVCS
3690	MISC ELEC MACHY,EQ,SUPPLIES	7990	MISC AMUSEMENT & REC SERVICE
3695	MAGNETC,OPTIC RECORDNG MEDIA	8000	HEALTH SERVICES
3711	MOTOR VEHICLES & CAR BODIES	8011	OFFICES OF MEDICAL DOCTORS
3713	TRUCK AND BUS BODIES	8051	SKILLED NURSING CARE FAC
3714	MOTOR VEHICLE PART,ACCESSORY	8060	HOSPITALS
3715	TRUCK TRAILERS	8071	MEDICAL LABORATORIES
3730	SHIP & BOAT BLDG & REPAIRING	8082	HOME HEALTH CARE SERVICES
3751	MOTORCYCLES,BICYCLES & PARTS	8093	SPEC OUTPATIENT FACILITY,NEC
3790	MISC TRANSPORTATION EQUIP	8200	EDUCATIONAL SERVICES
3812	SRCH,DET,NAV,GUID,AERO SYS	8300	SOCIAL SERVICES
3821	LAB APPARATUS AND FURNITURE	8700	ENGR,ACC,RESH,MGMT,REL SVCS
3823	INDUSTRIAL MEASUREMENT INSTR	8711	ENGINEERING SERVICES
3825	ELEC MEAS & TEST INSTRUMENTS	8721	ACCOUNT,AUDIT,BOOKKEEP SVCS
3826	LAB ANALYTICAL INSTRUMENTS	8731	COML PHYSICAL, BIOLOGCL RESH
3829	MEAS & CONTROLLING DEV, NEC	8741	MANAGEMENT SERVICES
3841	SURGICAL,MED INSTR,APPARATUS	8742	MANAGEMENT CONSULTING SVCS
3842	ORTHO,PROSTH,SURG APPL,SUPLY	9995	NON-OPERATING ESTABLISHMENTS

Tabela 7 - Classificação industrial dos dados utilizados (COMPUSTAT)

Anexo B

Lista dos mais importantes atributos disponíveis na base de dados COMPUSTAT e algumas das suas transformações e rácios usados no estudo

Atributo	Definição	Variável
COD	O código identificador da empresa	String
YEAR	O ano a que se reportam os dados	Numeric
STAT	Falida / não falida	Numeric
IND	O código identificador da indústria	Numeric
FYR	Fiscal Year-end Month of Data (quantos meses tem a demonstração financeira)	Numeric
DATA1	Cash and Short-Term Investments (MM\$)	Numeric
DATA2	Receivables - Total (MM\$)	Numeric
DATA3	Inventories - Total (MM\$)	Numeric
DATA4	Current Assets - Total (MM\$)	Numeric
DATA5	Current Liabilities - Total (MM\$)	Numeric
DATA6	Assets - Total (MM\$)	Numeric
DATA7	Property, Plant & Equip -...(Gross)(MM\$)	Numeric
DATA8	Property, Plant & Equip - ... (Net)(MM\$)	Numeric
DATA9	Long-Term Debt - Total (MM\$)	Numeric
DATA11	Common Equity - Tangible (MM\$)	Numeric
DATA12	Sales (Net) (MM\$)	Numeric
DATA13	Operating Income Before Deprec. (MM\$)	Numeric
DATA14	Depreciation and Amortization (MM\$)	Numeric
DATA18	Income Before Extraordinary Items (MM\$)	Numeric
DATA21	Dividends - Common (MM\$)	Numeric
DATA22	Price - Calendar Year - High (\$&c)	Numeric
DATA23	Price - Calendar Year - Low (\$&c)	Numeric
DATA24	Price - Calendar Year - Close (\$&c)	Numeric
DATA25	Common Shares Outstanding (MM)	Numeric
DATA28	Common Shares Traded- Calendar Year (MM)	Numeric
DATA36	Retained Earnings (MM\$)	Numeric
DATA37	Invested Capital - Total (MM\$)	Numeric
DATA41	Cost of Goods Sold (MM\$)	Numeric
DATA53	EPS (Basic) - Include Extra. Items (\$&c)	Numeric
DATA54	Common Shares Used to Calculate EPS (MM)	Numeric
DATA55	Equity in Earnings (MM\$)	Numeric
DATA60	Common Equity - Total (MM\$)	Numeric
DATA70	Accounts Payable (MM\$)	Numeric
DATA85	Common Stock (MM\$)	Numeric
DATA149	Auditor/Auditor's Opinion (Code)	Numeric
DATA162	Cash (MM\$)	Numeric
DATA170	Pretax Income (MM\$)	Numeric
DATA172	Net Income (Loss) (MM\$)	Numeric
DATA178	Operating Income After Deprec. (MM\$)	Numeric
DATA179	Working Capital (Balance Sheet) (MM\$)	Numeric
DATA181	Liabilities - Total (MM\$)	Numeric

DATA196	Depr., Depl. & Amort (Accum.)(BS) (MM\$)	Numeric
DATA197	Price -- Fiscal Year -- High (\$&c)	Numeric
DATA198	Price -- Fiscal Year -- Low (\$&c)	Numeric
DATA199	Price -- Fiscal Year -- Close (\$&c)	Numeric
DATA216	Stockholders' Equity - Total (MM\$)	Numeric
DATA233	EPS from Operations (\$&c)	Numeric

Tabela 8 - Lista dos mais importantes atributos disponíveis na BD COMPUSTAT

Lista de atributos e transformações usadas para se obterem os rácios e outras variáveis mencionadas nos modelos acima:

Atributo	Transformação aplicada	Definição
CA	DATA4	Current Assets
STL	DATA5	Current (short term) liabilities
WC	DATA4 - DATA5	Working Capital
QA	DATA1 + DATA2	Quick assets
TA	DATA6	Total Assets
NCE	DATA6 - DATA181 + DATA9	Net Capital Employed
MVE	DATA24 * DATA25	Market value of Equity
TL	DATA181	Total Liabilities
S	DATA12 * 12 / FYR	Sales
OPI	DATA13 * 12 / FYR	Operating Income before Depreciation
DEPR	DATA14 * 12 / FYR	Depreciation
EBIT	(DATA13 + DATA14) * 12 / FYR	Earnings before Interest and Taxes
RE	DATA36 * 12 / FYR	Retained Earnings
CF	(DATA172 + DATA14) * 12 / FYR	Cash Flow from Operations
NI	DATA172 * 12 / FYR	Net Income (loss)

Tabela 9 - Lista das principais transformações

Rácio	Relação aplicada
A1	WC / TA
A2	RE / TA
A3	EBIT / TA
A4	MVE / TL
A5	S / TA
X1	EBIT / CL
X2	CA / TL
X3	CL / TA
X4	(QA - CL) / ((S - OPI) / 365)
Y1	CF / TA
Y2	S / TL
Y3	STL / NCE
Y4	WC / TA

Tabela 10 - Lista dos principais rácios segundo modelo

As transformações logarítmicas a aplicar ao modelo (que usa as variáveis do de Taffler mas sem ser na forma de rácios) serão as seguintes:

Atributo	Condição	Transformação aplicada
WC	< 0	$LOG_WC = 0 - LN (0 - WC)$
WC	= 0	$LOG_WC = 0$
WC	> 0	$LOG_WC = LN (WC)$
NCE	< 0	$LOG_NCE = 0 - LN (0 - NCE)$
NCE	= 0	$LOG_NCE = 0$
NCE	> 0	$LOG_NCE = LN (NCE)$
S	< 0	$LOG_S = 0 - LN (0 - S)$
S	= 0	$LOG_S = 0$
S	> 0	$LOG_S = LN (S)$
STL	< 0	$LOG_STL = 0 - LN (0 - STL)$
STL	= 0	$LOG_STL = 0$
STL	> 0	$LOG_STL = LN (STL)$
TL	< 0	$LOG_TL = 0 - LN (0 - TL)$
TL	= 0	$LOG_TL = 0$
TL	> 0	$LOG_TL = LN (TL)$
TA	< 0	$LOG_TA = 0 - LN (0 - TA)$
TA	= 0	$LOG_TA = 0$
TA	> 0	$LOG_TA = LN (TA)$
CF	< 0	$LOG_CF = 0 - LN (0 - CF)$
CF	= 0	$LOG_CF = 0$
CF	> 0	$LOG_CF = LN (CF)$

Tabela 11 - Lista das transformações logarítmicas aplicadas

Anexo C

Modelo analítico

O fluxo da figura 13 representa o processo de obtenção do modelo analítico. Foram avaliados os tipos de modelos mais frequentemente utilizados : Regressão Logística, Análise Discriminante de Fisher, Árvore de Decisão e Rede Neuronal .

A árvore de decisão, além de ser mais um modelo a validar, faz a função de classificador (acrescenta uma variável ao input) para o resto dos modelos de forma a melhorar a capacidade preditiva das variáveis de input.

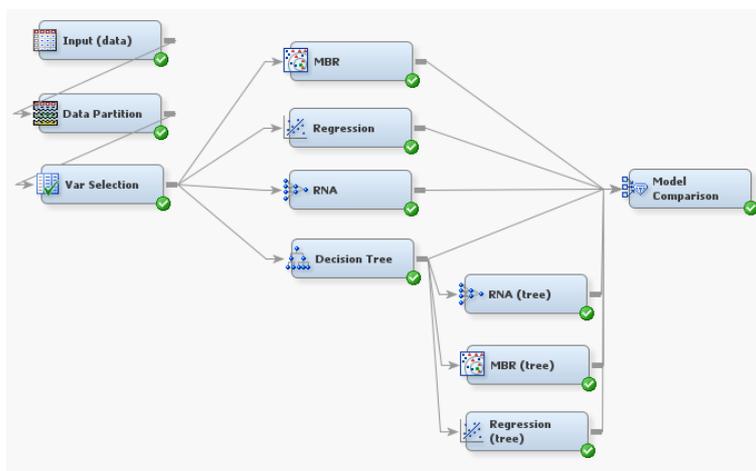


Figura 13 - Fluxo modelo analítico

Foram testados os mesmos modelos acrescentado o input com os coeficientes dos modelos de previsão falência (Altman, etc.) com alguma melhoria no desempenho mas com pior interpretação. Também, na mesma linha, foram testadas outras possibilidades como considerar outras variáveis (transformadas) que a priori não possuíam capacidade predictiva , mas com resultados semelhantes.

A seguir mostram-se os parametros utilizados em cada nó e os resultados da avaliação por parte do SAS. Considerou-se como critério de escolha o valor do coeficiente de Gini (Figura 15) e a curva de ROC (figura 14) , com resultados coincidentes: modelo de Rede Neuronal com utilização prévia de uma árvore de decisão.

Características dos Nós utilizados nos modelos (SAS E. Miner) :

Property	Value
Architecture	Multilayer Perceptron
Direct Connection	No
Number of Hidden Units	2
Randomization Distribution	Normal
Randomization Center	0.0
Randomization Scale	0.1
Input Standardization	Standard Deviation
Hidden Layer Combination Function	Default
Hidden Layer Activation Function	Default
Hidden Bias	No
Target Layer Combination Function	Default
Target Layer Activation Function	Default
Target Layer Error Function	Default
Target Bias	No
Weight Decay	0.0

Tabela 12 - Características da Rede Neural (MLP; Profit/Loss, com e sem árvore)

Method	RD-Tree
Number of Neighbors	16
Epsilon	0.0
Number of Buckets	16
Weighted	Yes
Create Nodes	No
Create Neighbor Variables	No

Tabela 13 - Características da MBR (Memory-Based Reasoning)

Class Targets	
Regression Type	Logistic Regression
Link Function	Logit
Model Options	
Suppress Intercept	No
Input Coding	Deviation
Model Selection	
Selection Model	Stepwise
Selection Criterion	Profit/Loss
Use Selection Defaults	Yes
Selection Options	...
Optimization Options	
Technique	Default
Default Optimization	Yes
Max Iterations	.
Max Function Calls	.
Maximum Time	1 Hour
Convergence Criteria	
Uses Defaults	No

Tabela 14 - Características da Regressão (com e sem árvore)

Property	Value
Splitting Rule	
Interval Criterion	Variance
Nominal Criterion	Entropy
Ordinal Criterion	Entropy
Significance Level	0.2
Missing Values	Use in search
Use Input Once	No
Maximum Branch	2
Maximum Depth	6
Minimum Categorical Size	5
Node	
Leaf Size	5
Number of Rules	5
Number of Surrogate Rules	0
Split Size	.
Split Search	
Use Decisions	No
Use Priors	No
Exhaustive	5000
Node Sample	5000
Subtree	
Method	Assessment
Number of Leaves	1
Assessment Measure	Average Square Error
Assessment Fraction	0.25
Cross Validation	
Perform Cross Validation	No
Number of Subsets	10
Number of Repeats	1
Seed	12345
Observation Based Importance	
Observation Based Importance	No
Number Single Var Importance	5
P-Value Adjustment	
Bonferroni Adjustment	Yes

Tabela 15 - Características da Árvore de Decisão (método prune)

Avaliação dos modelos: curvas de ROC e Coeficiente de Gini

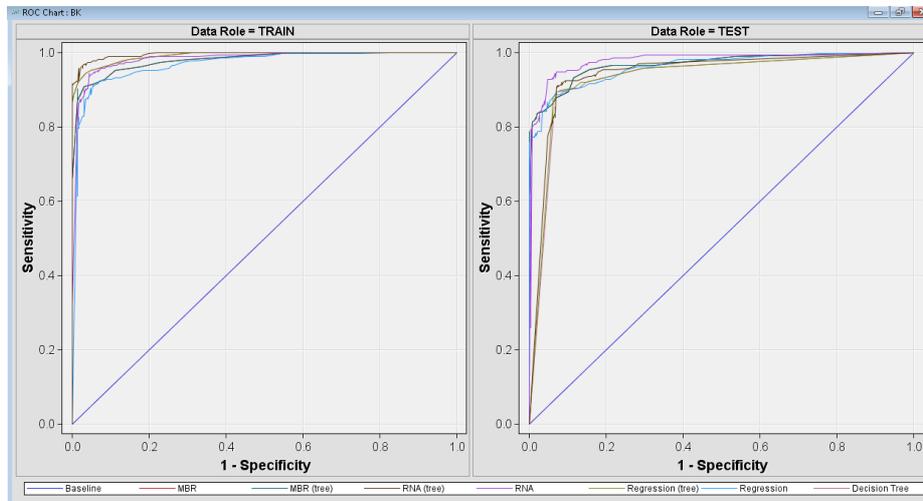


Figura 14 - Curva de Roc dos modelos avaliados

Fit Statistics

Model Selection based on Train: Gini Coefficient (_GINI_)

Selected Model	Model Node	Model Description	Train: Gini Coefficient	Train:	Train:	Train:
				Average Squared Error	Misclassification Rate	Roc Index
Y	Neural	RNA (tree)	0.991	.	0.032990	0.996
	Reg	Regression (tree)	0.983	0.034796	0.047423	0.991
	Neural2	RNA	0.961	.	0.055670	0.980
	MBR	MBR	0.959	0.050507	0.059794	0.980
	MBR2	MBR (tree)	0.959	0.050507	0.059794	0.980
	Reg2	Regression	0.937	0.064385	0.084536	0.968

Figura 15 - Estatística escolha modelo (Train)

Statistics Label	Neural	Tree2	Reg	Neural2	MBR	MBR2	Reg2
Test: Kolmogorov-Smirnov Statistic	0.845	0.823	0.823	0.86	0.815	0.815	0.82
Test: Average Squared Error	.	0.084111	0.08378	.	0.066895	0.066895	0.074789
Test: Roc Index	0.969	0.93	0.927	0.977	0.968	0.968	0.962
Test: Bin-Based Two-Way Kolmogorov-Smirnov Probability Cutoff	0.327	0.675	0.675	0.48	0.281	0.281	0.399
Test: Cumulative Percent Captured Response	36.98113	34.64899	33.7131	36.60377	36.98113	36.98113	36.98113
Test: Percent Captured Response	1.886792	1.767806	1.805543	1.886792	1.886792	1.886792	1.886792
Test: Frequency of Classified Cases	488	488	488	488	488	488	488
Test: Divisor for ASE	.	976	976	.	976	976	976
Test: Gain	84.15094	72.53782	67.87747	82.27185	84.15094	84.15094	84.15094
Test: Gini Coefficient	0.939	0.86	0.854	0.955	0.936	0.936	0.924
Test: Bin-Based Two-Way Kolmogorov-Smirnov Statistic	0.842	0.819	0.819	0.856	0.814	0.814	0.816
Test: Kolmogorov-Smirnov Probability Cutoff	0.3	0.41	0.41	0.44	0.26	0.26	0.39
Test: Cumulative Lift	1.841509	1.725378	1.678775	1.822719	1.841509	1.841509	1.841509
Test: Lift	1.841509	1.725378	1.76221	1.841509	1.841509	1.841509	1.841509
Test: Maximum Absolute Error	.	1	1	.	1	1	0.992564
Test: Misclassification Rate	0.086066	0.090164	0.090164	0.071721	0.102459	0.102459	0.106557
Test: Sum of Frequencies	.	488	488	.	488	488	488
Test: Root Average Squared Error	.	0.290018	0.289447	.	0.25864	0.25864	0.273476
Test: Cumulative Percent Response	100	93.69369	91.16297	98.97959	100	100	100
Test: Percent Response	100	93.69369	95.69378	100	100	100	100
Test: Sum of Squared Errors	.	82.09201	81.76887	.	65.28906	65.28906	72.99398

Figura 16 - Estatística escolha modelo (Test)