

*Research paper***Criação de Valor, Risco de Crédito e Pricing –Aspectos Fundamentais***Submitted in 31 January 2019**Accepted in 26 March 2019.**Evaluated by a double blind review system***JOSÉ MIGUEL VASCONCELOS¹****MÁRIO G. ANTÃO²****CÂNDIDO J. PERES³****Resumo**

Objetivo: Descrever e analisar como é que o risco de crédito das empresas pode influenciar a criação de valor, através do custo dos financiamentos obtidos. Sensibilizar o(as) leitor (empresas) para a necessidade de monitorizar o seu score de crédito, para melhorar a eficiência dos seus financiamentos.

Metodologia: Análise breve dos principais determinantes da criação de valor económico, focalizando a análise particular nas decisões de gestão relacionadas com o financiamento da empresa. Análise dos principais factores que estão na origem da percepção do risco de crédito das entidades.

Originalidade: Análise da criação de valor para os shareholders, aprofundando quais os principais determinantes do custo dos financiamentos obtidos pelas empresas e como, por vezes, a alavancagem pode proporcionar efeito negativo e/ou até mesmo, ineficiências no seu processo de financiamento, se a empresa não acompanhar o seu perfil de risco. Pretende-se uma melhor compreensão destes procedimentos, descrevendo ao leitor a forma como a generalidade da banca procede à análise das empresas e de que forma é que, essa análise, influencia ou não a determinação do custo do financiamento, segundo a perspectiva de uma organização que siga como filosofia de gestão/objectivo empresarial, a maximização do valor para o acionista no longo prazo.

Resultados: Demonstração da importância do scoring para a criação de valor económico, por via da monitorização da notação de risco de crédito da entidade e consequente pricing dos financiamentos.

Palavras-chave: Value-Based Management; Custo do Capital Alheio; Credit Scoring.

1. Introdução

Da literatura disponível sobre os temas da criação de valor, verifica-se que tem sido construída a evidência por alguns autores de que, efectivamente, a opção por um sistema de gestão que priorize a criação de valor para o acionista, numa perspectiva de longo prazo, proporcionará melhores desempenhos, não só a nível económico-financeiro, como potenciará resultados e condições mais favoráveis para todos os seus stakeholders, assim como a economia no geral, através da criação de emprego e por maiores índices de produtividade (Petravicius e Tamosiuniene, 2008:200; Jakovleva, 2013:136; Bughin e Copeland, 1997:157; Rappaport, 2006:77; Copeland, 1994:97; Firk et. al, 2016:43).

¹ Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa, COMEGI, Universidade Lusíada de Lisboa. E-mail: jmov@outlook.pt

² Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa, COMEGI, Universidade Lusíada de Lisboa. E-mail: maga@lis.ulusiada.pt.

³ Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa. Instituto Politécnico de Lisboa. E-mail: cjperes@iscal.ipl.pt

A utilização deste racional de gestão necessita de ser enquadrado na própria filosofia da organização, construindo sistemas de avaliação, gestão e monitorização do valor criado, os quais vulgarmente são designados por sistemas de gestão baseados no valor ou Value Based Management (VBM) Systems.

Só desta forma, clara e inequívoca, será possível analisar a performance da empresa, o valor económico criado, e ver os seus gestores/equipas recompensados(as).

Neste quadro, aquando do processo de planeamento estratégico, a gestão necessita de identificar de forma eficiente e eficaz, quais são os determinantes, ou seja, as variáveis, mais sensíveis que afectam a geração de rentabilidades supranormais para, num contexto de posicionamento e/ou revisão estratégica, ter a capacidade de modificar e/ou ajustar alguns desses drivers com vista à maximização do valor.

Algumas das decisões que poderão comprometer a criação de valor para os shareholders, como poderá ser verificado mais detalhadamente adiante, são as que se encontram relacionadas com o processo de financiamento da actividade, quer seja por aumentos de capital ou via recurso a financiamento externo.

Analisaremos mais em particular este driver, aprofundando quais os principais determinantes do custo dos financiamentos obtidos pelas empresas e como, por vezes, a alavancagem pode proporcionar efeito negativo e/ou até mesmo, algumas ineficiências no seu processo de financiamento, se a empresa não acompanhar o seu perfil de risco.

É sobre este prisma que se pretende, através de uma melhor compreensão destes procedimentos, descrever ao leitor a forma como a generalidade da banca procede à análise das empresas e como essa análise, influencia ou não a determinação do custo do financiamento.

Deste modo, para que as empresas consigam ser mais eficientes na obtenção de financiamento bancário, dizem-nos Stanisic et al. (2016:870) que é fundamental não só identificar os determinantes do custo, mas sobretudo, os que se encontram diretamente relacionados com o risco de crédito, como sendo: (1) a dimensão da empresa (que traduz o volume de garantias reais); (2) o nível de alavancagem; (3) a estrutura acionista e; (4) a qualidade do reporte financeiro.

Atualmente, existe um conjunto de ferramentas de medida de capacidade creditícia, competentes na projecção de comportamentos futuros e, com este, mensurar com maior acuidade o risco de crédito potencial – o credit scoring.

Entendemos que a abordagem sobre como são projetados estes modelos, assim como as possíveis conclusões passíveis de serem extraídas dos mesmos, são fundamentais para que as empresas consigam gerir de forma mais eficaz os seus financiamentos, contribuído de forma ativa para seu o objectivo: maximizar valor económico criado.

2. Corporate Governance, Estratégia e Criação de Valor

De acordo como Maubossin e Rappaport (2016) a maioria das empresas têm extensos processos de controlo e de governance, sem sequer ter estabelecido à priori o que norteia a organização, isto é, o objetivo da sua existência.

De fato, a simples análise de rácios e indicadores de performance, esgota-se em si própria se a organização não tiver bem definida qual é a estratégia que pretende implementar para o seu negócio, para com esta, conseguir atingir o sucesso.

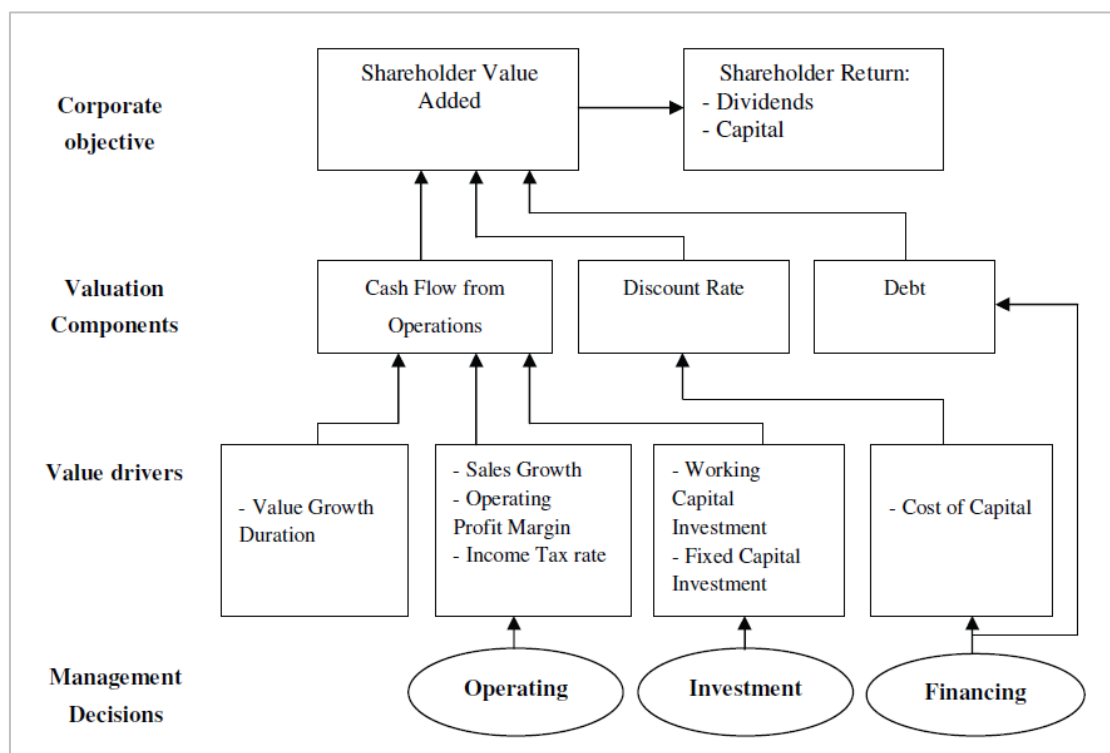
Este sucesso só será, todavia, possível através de produtos ou serviços inovadores que permitam à empresa deter, de forma prolongada e sustentada no tempo, uma vantagem competitiva relativa aos seus concorrentes, onde, de acordo com Serra et al. (2012:9), tal só será atingível através da conquista de performances superiores.

Tendo presente estas necessidades, Maubossin e Rappaport (2016) entendem e recomendam que, além de se definir, concretamente, qual o objectivo da organização, devem ainda ser estabelecidas um conjunto de políticas que encorajem a sua aplicação (por exemplo, através de sistema de incentivos/recompensas), assim como a promoção da comunicação a todos os agentes relacionados com a empresa – stakeholders, explicitando claramente o propósito da organização.

Analisaremos a problemática anteriormente introduzida segundo a perspetiva de uma organização que siga como filosofia de gestão/objetivo empresarial a maximização do valor para o acionista no longo prazo.

Sobre este quadro, Rappaport (1998:172), defendeu que as empresas devem procurar as oportunidades de melhoria de eficiência que, em última instância, contribuirão de forma positiva para a geração de resultados supranormais (económicos e não, contabilísticos) e, com estes, a manutenção da vantagem competitiva, ou seja, as management decisions identificadas na figura 1.

Figura 1. Variáveis determinantes do valor



Fonte: Rappaport (1998)

No caso concreto do objecto de estudo deste artigo, tal como já introduzido, é perceptível que a questão do financiamento, em concreto, o seu custo, é uma das variáveis mais sensíveis, quando analisamos o quadro dos determinantes do valor.

Entendemos por isso que, no que respeita à análise das várias decisões de financiamento por capitais alheios, é fundamental compreender o funcionamento das avaliações conferidas pela banca (ainda que de forma genérica), para assim se conseguir ser mais eficientes nesse processo.

3. Gestão de Risco de Crédito e seus Determinantes

Tendo presente o exposto no ponto anterior, e em particular o ilustrado na figura 1, constatamos que o rate of debt ou custo médio dos financiamentos obtidos, é um dos principais drivers da criação de valor para os accionistas.

Estando este, intimamente, relacionado com o risco de crédito (Vasconcelos, 2017), pretende-se assim identificar os principais fatores influenciadores da perceção desse risco, quando a empresa seja submetida a um processo de aprovação/renegociação de crédito.

De acordo com Carvalho das Neves (2014:399), a análise do risco é um tema fulcral para a gestão e para a determinação do valor criado pelas organizações.

No caso da banca, é comum a distinção entre risco específico e de mercado. Segundo Pinho et al. (2011:17), pelo primeiro entende-se todo e qualquer que

“[...] afecta de forma isolada determinada empresa, ou grupo de empresas, ou mesmo um dado setor de atividade [...] e que pode ser reduzido [...] via constituição de uma carteira [...] diversificada”.

Já o risco de mercado afecta transversalmente todas as empresas, não podendo ser eliminado, uma vez que não decorre da acção isolada destas, mas sim da envolvente macroeconómica (Pinho et al., 2011:16; Carvalho, 2009:37-38) e pode ser mais restritivo na possibilidade de concessão de financiamento.

Contudo, devemos sublinhar que risco é, muitas vezes, sinónimo de negócio e, o caso dos financiamentos não é exceção. Urge então, a necessidade de se conseguir aliar a potencialidade de negócio ao risco específico de cada empresa, grupo ou setor de actividade, num contexto de concessão de financiamento.

A resposta é, segundo Pinho et al. (2011:250), a génese da criação dos modelos de risco de crédito: com a facilidade da projeção do risco potencial, é possível antecipar o lucro da operação, assim como a probabilidade de incumprimento. Com estes dados, considerando os respectivos parâmetros de rendibilidade, a entidade financeira poderá dispor de novas oportunidades de negócio, uma vez que «[u]m modelo de gestão de risco de crédito sugere ao respetivo gestor como afetar o capital [...] aos vários negócios [...]» permitindo quantificar o nível de diversificação de risco (Pinho et al., 2011:16; Carvalho, 2009:37/250-251).

A determinação do perfil de risco de cada sociedade, num processo de quantificação do risco de crédito deve, segundo Gaspar (2014:42), responder a duas questões essenciais

(as quais as empresas proponentes devem ter em consideração): “[...] qual a finalidade do crédito e qual a capacidade de reembolso do cliente”.

Para responder a estas questões, é comum dividir a determinação do risco segundo duas formas: (1) forma objetiva e; (2) forma subjetiva (Carvalho, 2009:39), conforme descrevemos abaixo:

a) Determinantes quantitativos (quantificação objetiva):

Vulgarmente analisados segundo indicadores, pois, como refere Breia et al. (2014:62), “[...] [estes] consistem numa relação entre grandezas, fornecendo uma informação em termos relativos, mais adequada que a informação em valor absoluto [...]”.

Segundo os autores, a utilização de informação financeira sob esta forma permite:

- i. Resumir e sistematizar informação financeira;
- ii. Articular a leitura de várias grandezas e;
- iii. Comparar o desempenho económico e financeiro (em termos históricos ou setoriais);

No domínio do risco de crédito, os modelos de rating ou scoring, desempenham hoje um papel importante na sua quantificação, tal como comenta Gaspar (2014:42), sendo que abordaremos com maior detalhe os seus fundamentos no ponto seguinte.

Por outro lado, função de se tratar de informação quantitativa, apenas permite realizar parte do diagnóstico pretendido, sendo a apreciação subjetiva dos factos algo que, pese embora se procure mitigar, apareça sempre como um determinante necessário à concretização do processo.

b) Determinantes qualitativos (quantificação subjectiva):

Conforme descreve Conceição (2013:19-25), o risco de crédito pode igual forma ser afectado por determinantes subjectivos, alguns dos quais sumariamente descriminamos:

b.1) Capacidade e atitude da equipa de gestão

A análise destas características é fundamental derivado de, segundo a autora, estas serem consideradas das principais causas da falência das empresas. A idoneidade e competência racional das equipas de gestão/administração, pese embora difíceis de aferir por um analista externo, devem ser consideradas na determinação do risco de crédito. Algumas formas de as conseguir quantificar mais objetivamente, podem resultar da investigação da existência de ações judiciais, através do histórico de incumprimento ou até mesmo da relação que aqueles possuam com a entidade bancária avaliadora.

b.2) Especificidades do sector de atividade

As particularidades de cada setor de atividade devem ser tidos em consideração, não só para determinar o risco no momento em que se a análise, mas sobretudo para antecipar eventuais constrangimentos futuros. Senão vejamos, a atividade da empresa, a matriz tecnológica, a tipologia do produto, o poder da concorrência e a exposição a riscos exógenos ou excessiva dependência da actividade de terceiros, podem permitir à entidade que concede o financiamento, avaliar a situação atual da empresa, mas também se esta está a acompanhar eventuais alterações de dinâmica naquele sector (i.e., a empresa pode

estar com um padrão tecnológico próximo da obsolescência; o produto/serviço comercializado poderá, a prazo, ter uma quebra de interesse por parte dos consumidores).

4. Modelos de Credit Scoring

4.1 Conceito, Âmbito e Fundamentos

De acordo com Carvalho (2009:201), podemos definir o scoring como, “[...] um processo utilizado para projetar comportamentos futuros a partir de características atuais ou passadas” que, quando aplicado à realidade da concessão, avaliação ou gestão do crédito, revela-se uma opção bastante atrativa, nomeadamente, no que se refere à capacidade de atenuar a assimetria de informação.

No mesmo sentido, refere Smaranda (2014:217) que, uma vez que para a generalidade da banca, o crédito é a primeira e principal fonte de risco, a sua correta e eficaz mensuração continua a ser “[...] one of the major challenges of modern economic and financial research”.

A utilização de metodologias como o credit scoring, dada a sua popularidade, têm crescido sucessivamente (Amat et al., 2017:52), dado que, através da sua vertente automatizada de análise (Carvalho, 2009:202), estas conseguem reduzir “[...] the cost of credit analysis, enabling faster credit decisions, closer monitoring of existing accounts, and prioritizing collections” (West, 2000:1132).

Neste contexto, as vantagens competitivas para as instituições que concedem crédito são das mais variadas, onde se destacam, a capacidade de decidir quanto à atribuição ou não, o montante a conceder e as estratégias que deverão ser aplicadas para maximizar o lucro da operação (Rezác e Rezác, 2011:486; Wang et al. 2012:61).

De facto, segundo Carvalho (2009:202), nas organizações mais desenvolvidas, os modelos de scoring, abandonaram o pressuposto da minimização da exposição ao risco, isto é, a não concessão de crédito a clientes que apresentem um perfil de risco elevado (score abaixo do cut-off), para a procura da maximização do lucro, dentro dos perfis de risco estabelecidos à priori, procura essa que é consequência das políticas de cada instituição.

Além desse, o score é hoje considerado um input importante na determinação do pricing do financiamento, uma vez que, sendo o crédito aprovado, possibilita a determinação do custo ajustando ao risco (Lopez e Saidenberg, 2000:153).

4.2. Tipos de Scoring

4.2.1 Application Scoring

Os modelos de scoring assentes em fundamentos estatísticos, são o resultado da combinação múltipla de variáveis, não só financeiras, como sociodemográficas (por exemplo, a zona geográfica) e profissionais (setor de actividade, antiguidade do negócio e número de colaboradores), proporcionando por isso uma análise mais objetiva (Carvalho, 2009:204-209). Não obstante, segundo o autor, os modelos mais utilizados actualmente, preconizam a utilização de ambas as abordagens citadas.

A aplicação dos modelos de scoring no processo de avaliação do crédito é apontado como tendo aparecido em torno da década de 1960, inicialmente, apenas com recurso ao denominado *application scoring*, ou scoring de aceitação (Carvalho, 2009:208).

De acordo com o autor, em consonância com Tripathi et al. (2018:1543), este tipo de scoring, na sua essência, centra-se na ponderação de informação das atuais solicitações de crédito, procurando prever eventuais riscos de incumprimento futuro, que, como aponta Batista (2012:39), é aplicado para a concessão de créditos a candidatos pela primeira vez, isto é, que ainda não têm histórico na instituição.

Neste contexto, dizem-nos Crook et al. (2007:1448) que, o

“[a]pplication scoring helps a lender to discriminate between those applicants whom the lender is confident will repay a loan [...] and those [...] about whom the lender is insufficiently confident”.

4.2.2. Behavioural Scoring

Por outro lado, intimamente relacionado com o surgimento dos *revolving credits* (crédito rotativo ou renovável), no final da década de 1960, a Fair Isac Corporation, implementou pela primeira vez, uma metodologia que permitiu ponderar aspetos comportamentais, quanto ao cumprimento das obrigações para com as instituições financeiras, traduzindo-o numa pontuação final, resultando naquilo que hoje se denomina de *behavioural scoring* ou *scoring* comportamental (Batista, 2012:236-237).

A aplicação deste tipo de scores aos clientes da instituição, no âmbito da avaliação ou revisão do risco de crédito, de acordo com Carvalho (2009:211-212) e Batista (2012:237), não só apresentam uma capacidade de previsão superior ao *application scoring*, como vieram reforçar a robustez daquele tipo de scores, uma vez que os modelos comportamentais permitem detetar mais eficazmente as alterações dos perfis de risco. Por outro lado, a possibilidade da agregação de informação, como por exemplo, das várias contas dos clientes, traduz um acréscimo de valor informacional, produzindo um score ainda mais otimizado, conhecido como *Customer Score* (Anderson, 2007:8).

Em suma, segundo Carvalho (2009:212), estes modelos substituem

“[...] a perspectiva eminentemente estática do scoring de aceitação, ao considerar a dinâmica da relação de comportamento do cliente com o credor, em particular a intensidade do comportamento recente”.

Todavia, a disponibilidade deste tipo de informação é, por vezes, escassa e que por isso, é recomendável a consulta de *bureaus* de crédito, por forma a complementar e aumentar a eficácia das análises às solicitações de crédito (Batista, 2012:264; Carvalho, 2009:210).

4.2.3. Bureau Scoring

Conforme exposto, a utilização de agências de informação de crédito surge como uma resposta potencial à mitigação da assimetria de informação durante a análise de propostas de crédito. Segundo Carvalho (2009:120), a informação recolhida por estas agências, centra-se essencialmente nos seguintes pontos:

- a) Histórico de pagamentos (atributo que representa a base de informação dos *credit bureaus*);
- b) Compromissos financeiros de cada cliente;
- c) Hierarquia de pagamentos do cliente (facilita a previsão de incumprimento) e;
- d) Validação adicional de dados (como a localização geográfica).

Segundo Silva (2011:10), o *bureau score* é pois o

“credit score provided by a credit bureau, a credit reference agency which collects information from different sources to provide consumer credit information. This score may indicate a predictor of bad behavior or bankruptcy predictor of the data held by a financial institution”.

Um exemplo objectivo é o *FICO score*, o primeiro e mais conhecido bureau score a ser comercializado em grande escala mundial (Sengupta e Bhardwaj, 2015:144; Carvalho, 2009:215, Brealey et al. 2011:588), que na fixação da sua pontuação final, de acordo com Ferreira (2014:226), tem em consideração as seguintes variáveis:

- i) 35% - História creditícia;
- ii) 30% - Montantes em dívida;
- iii) 15% - Duração da história creditícia (recente ou antiga);
- iv) 10% - Novo crédito e;
- v) 10% - Tipos de crédito utilizados.

Verificamos, portanto, que função da maioria da ponderação ser atribuída a informação comportamental, esta consegue promover uma maior transparência em todo o processo, nomeadamente em condições em que a informação inicial disponibilizada pelo cliente é tendencialmente inexistente, além da informação presente nestas agências ser disponibilizada por múltiplos credores, tornando-a plural e mais consistente (Carvalho, 2009:121/215).

De acordo com a *Federal Deposit Insurance Corporation* (2007:53), a utilização de *bureau scores* detém ainda como benefício a sua relativa facilidade de implementação e, em algumas situações, poderá ser menos dispendiosa do que o desenvolvimento de modelos internos.

4.2.4 Dual Scoring Models

Apesar das reconhecidas vantagens da implementação de qualquer um dos tipos de *scoring* apresentados nos sub-pontos anteriores, a verdade é que, nenhum deles será totalmente eficaz na captação de toda e qualquer alteração de características dos clientes (Carvalho, 2009:233-234).

Neste contexto, a utilização dos *Dual Scoring Models*, poderá ser especialmente importante para atenuar as limitações identificadas de cada um dos tipos de *scoring*, como da insuficiência de informação (ibid., 2009:234).

De facto, tal como demonstram Zhu et al. (2001) e também, mais recentemente, Chi e Hsu (2012), a utilização de modelos que combinem os outputs dos scores, nomeadamente dos *application*, *behavioural* e *bureau scores*, poderá aumentar substancialmente a sua eficácia de classificação, quando comparada com a sua utilização individual.

A análise integrada neste dos scores, com vista à determinação do *score* global, poderá ser feita de duas formas: através da soma ponderada dos indicadores e; através da análise das matrizes duais de combinação de scores.

Na primeira abordagem, citando Carvalho (2009:235), a determinação do *score* global, é conseguida através de uma soma ponderada dos outputs dos modelos empregues que, regra geral, combina informação de avaliação interna do banco (*application* ou *behavioural scores*) com a externa de um credit bureau, como se verifica na equação 1:

Equação 1. Formulação do Modelo Dual

$$\text{Score Global} = \text{Bureau Score } (\alpha) + \text{Score Interno } (1-\alpha), \alpha \in [0;1]$$

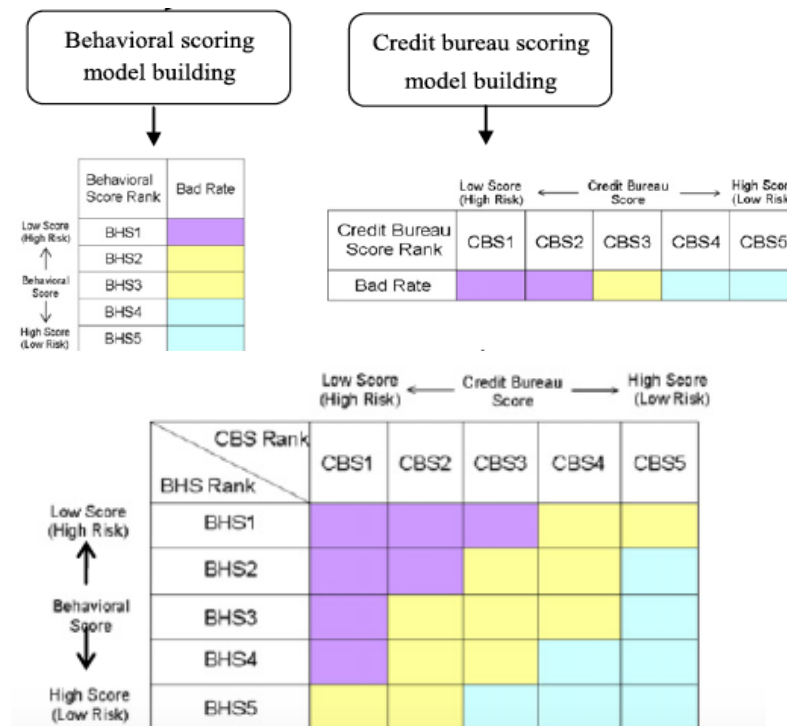
Fonte: Adaptado de Carvalho (2009:235)

Por fim, tal como sugerem Chi e Hsu (2012:2652), a determinação do *score* global poderá ainda ser efectuada pela combinação matricial de resultados individuais dos modelos. Esta abordagem segue duas iterações principais: a primeira, que passa pela avaliação individual, igual à já descrita, isto é, apurar o *credit score* com o modelo interno e requisitar a avaliação de um *credit bureau* (secção superior da figura 2) e; a segunda, onde se elabora a matriz de comparação de outputs dos dois modelos (secção inferior da figura 2).

A determinação do *score* global por esta via, permite retirar duas decisões/observações fundamentais (Carvalho, 2009:238):

- i. aumento da confiança nas decisões de aprovação e rejeição de créditos, por força da redução do desconhecimento das características do cliente;
- ii. mitigação dos erros de decisão, optimização de recursos no processo de avaliação e diminuição da incerteza via minimização da intervenção na forma casuística.

Figura 2 – Matrizes individuais e Duais dos Credit Scores



Fonte: Chi e Hsu (2012:2652)

4.3. Overrides: O Analista como decisor final

Não obstante o exposto anteriormente, concretamente no que respeita aos objetivos principais do *credit scoring*, isto é, a quantificação do risco de incumprimento de determinada entidade ou sujeito para a posterior tomada de decisão, é importante que as empresas tenham presente que, por vezes, podem existir decisões que não se encontram em linha com o score obtido – os denominados *overrides*.

Com maior acuidade, explica-nos Batista (2012:227) que, os *overrides* consistem, pois, na tomada de decisões prevaletentes em relação ao indicado pelo modelo de scoring, isto é, por exemplo, aprovar uma proposta de crédito cuja pontuação seja inferior ao *cut-off*. De acordo com Anderson (2007:459) e o Ambit Risk Institute (2013:4), estas decisões podem ser precedidas de análises subjetivas, baseadas, por um lado, em informação adicional não constante nos modelos e, por outro, de acordo com a “intuição” do analista, onde o mesmo julga que poderão existir algumas variáveis que o modelo estará a desconsiderar ou a não captar de forma integral.

Sobre estes, considerando a envolvente da concessão/extensão crédito a empresas, referimo-nos, pois, à possibilidade de existência de incongruências e/ou distorções significativas na informação financeira disponibilizada aos analistas (Breia et al., 2014:44).

A este respeito, Peres e Antão (2016:10), em consonância com Breia et al. (2014:44), propõem a utilização da técnica dos “indicadores de alarme” (ou *red flag indicators*), isto é, através da análise crítica da informação contabilística, pela articulação de múltiplos

indicadores, identificação de tendências, testes de coerência e da consistência e razoabilidade da informação apresentada.

Neste contexto, são exemplo de situações que deverão ser analisadas segundo cuidado redobrado e indicadas pelos autores e que poderão constituir um *red flag indicator*, as seguintes:

- i. Coexistência de elevados valores em disponibilidades e passivos remunerados durante vários períodos: perduração desta situação poderá indiciar ineficiência na gestão financeira;
- ii. Prazo médio de recebimentos e rotação de inventários elevados: poderá indiciar eventuais imparidades não reconhecidas, sobretudo aquando do aumento progressivo do saldo da rubrica de clientes desproporcional ao volume de negócios;
- iii. Instabilidade das taxas médias de depreciação: situação característica da prática de “desaceleração das depreciações” com vista à manipulação de resultados e sobrevalorizações dos activos;

Por outro lado, de acordo com Batista (2012:228), poderão ainda suceder *overrides* por via da política da instituição. Segundo o autor, este tipo de decisões sucedem quando são estabelecidas condições especiais para determinadas propostas, na medida em que, de um modo geral, este tipo de *overrides* têm como objectivo aceitar candidaturas que tenham sido anteriormente recusadas, por terem sido avaliadas somente baseadas no output do modelo do *scorecard*.

Nestas decisões subjectivas, diz-nos Anderson (2007:459-460) que, podem existir factores não ponderados que, considerando a distância ao cut-off score, poderão justificar a atitude arbitrária do analista, como sendo nas situações de:

a) *High-Score Override*: apesar do modelo registar uma pontuação satisfatória, o analista indefere o pedido de crédito. Para este contexto podem contribuir:

- a.1. O historial com maus indicadores de performance de cumprimento;
- a.2. A desacreditação do *score* proferido pela credit bureau, em regra, função do analista julgar que determinados parâmetros de risco não estão a ser adequadamente mensurados;
- a.3. *Fair Lending*: apesar do modelo indicar que o cliente detém solvabilidade satisfatória, um novo financiamento, poderá elevar a sua taxa de esforço de cumprimento da obrigação para níveis de sustentabilidade reduzida e;
- a.4. *Collateral*: ainda que esteja preconizado no contrato, o analista considera que o activo subjacente poderá ser de difícil alienação e consequente realização de liquidez.

b) *Low-Score Overrides*: contrariamente ao anterior, nesta situação, apesar da avaliação insuficiente, o analista considera que se deverá aceitar a proposta. Segundo o autor, os factos para esta decisão poderão ser:

- b.1. Bom Relacionamento com Cliente: instituições com muitos produtos comercializados, nem sempre conseguem incorporar todos os factores de risco em apenas um score. Neste contexto são proferidas algumas excepções para clientes com historial favorável e bom relacionamento com a instituição;

b.2. Clientes V.I.P.: são prosseguidas com alguma regularidade, excepções a *value clients* como a familiares dos mesmos;

b.3. Colaboradores da Instituição, regra geral, têm condições especiais de acesso a financiamento, pelo que poderão gozar de algumas aprovações excepcionais;

Apesar do exposto, o Ambit Risk Institute (2013:4), refere que este tipo de ajustamentos ao critério de decisão, são, regra geral, mais positivos do que negativos, isto é, com maior incidência para valorizar as aprovações.

Todavia e, como elucida Anderson (2007:459), apesar da maioria dos *overrides* coexistirem próximos do cut-off score, sabendo do supramencionado, “[...] controls are required to limit subjective overrides”. Neste sentido, não devendo ser totalmente abolidas, de acordo com Batista (2012:229), estas decisões prevaletentes, deverão estar bem explicitas, por forma a reduzir de forma óptima, a arbitrariedade do analista.

5. Desenvolvimento de Modelos de Credit Scoring

5.1. Principais técnicas

No que diz respeito à construção e modelação técnica dos modelos, conforme nos indica Breia et al. (2014:67) a ponderação de indicadores e a sua avaliação no peso relativo do resultado final utilizado no *credit scoring* é, na sua essência, idêntica ao aplicado nos modelos de previsão de falência.

De facto, de acordo com a abordagem a esta matéria por Carvalho das Neves (2014:443-475), Calin e Popovici (2014), Batista (2012), Medina e Selva (2013), Carvalho (2009), Altman e Hotchkiss (2006) e Altman (2002) existe uma estreita fronteira entre as definições e objectivos do *credit scoring* e dos trabalhos de previsão de falência.

Segundo os autores, a base metodológica para o desenvolvimento de ambos os modelos é em tudo idêntica, sendo muitas vezes os seus conceitos confundidos e utilizados para se referirem apenas ao propósito tradicional dos mesmos: determinar a *Probability to Default* (PD) ou a probabilidade de incumprimento de determinada operação ou actividade (Wycinka, 2015: 527), quando enquadrada na perspectiva de determinação do risco de crédito.

À parte dos desenvolvimentos mais recentes no que respeita à avaliação do risco de crédito, tais como os modelos que utilizam:

- i. Inteligência Artificial, tais como, os *Expert Systems* e as redes neuronais;
- ii. informação de mercado, como a estrutura temporal da taxa de juro e as taxas de mortalidade e mitigação do crédito e;
- iii. a teoria das opções na avaliação do risco de incumprimento, como o modelo de Merton (1974),

uma vez que a sua aplicação está condicionada à disponibilidade de um grande conjunto de dados, assim como, para o caso dos modelos de mercado, à necessidade da empresa ser cotada em bolsa (o que não ocorre na generalidade das empresas portuguesas), não aprofundaremos nesta reflexão estes modelos, mas sim, remetê-los-emos para as investigações futuras.

Aprofundaremos em diante a opção pela técnica estatística, função das argumentações de Aziz e Dar (2004:35) e Pereira et al. (2010:8), em consonância com o exposto por Barros (2008:17), e ainda sublinhado por Peres (2014:36-37), no horizonte temporal aproximado dos últimos 50 anos, cerca de 70% dos modelos desenvolvidos, terem tido por base esta técnica.

No que respeita à técnica estatística em si, as metodologias que merecem maior destaque, por maior frequência de aplicação, no âmbito da modelação do risco de crédito, são, de facto, o *Logit* e a Análise Discriminante Multivariada (ADM).

A este respeito, de referir ainda que não existe consenso entre Aziz e Dar (2004) e Pereira et al. (2010), entre qual de ambas as metodologias é a mais empregue nos estudos da previsão de falência (para Aziz e Dar (2004) a principal é a ADM e para Pereira et al. (2010), é o Logit).

Por outro lado, conforme Peres (2014:38), a ADM é aquela que minimiza os erros de classificação, em particular, o de Tipo I, mais importante dos dois, dado que no caso da sua ocorrência, o modelo indica que a empresa está financeiramente saudável, quando não o está, traduzindo-se assim na destruição de valor.

Além destes factos, contribuem para a nossa selecção, o exposto por Carvalho das Neves (2014:449), que indica que, a ADM é utilizada por alguns bancos centrais da Europa (França, Áustria, Alemanha e Itália), para detecção de empresas em risco, bem como em algumas aplicações práticas no contexto português, como a de Neves (2014) no banco Santander Totta, na avaliação da concessão de crédito.

Consideramos este último, um factor de extrema importância, porquanto, em conformidade com os objetivos do presente artigo, pretende-se dar ao leitor uma visão aproximada daqueles que são os principais métodos de determinação do risco de incumprimento, assim como as variáveis que mais são utilizadas.

5.2. A importância da qualidade dos modelos

Identificadas algumas das principais técnicas para prever e/ou monitorizar o risco de crédito/incumprimento, importa agora elucidar o leitor que, a eficácia da previsão é algo a ter em consideração se as empresas, pretenderem acompanhar o seu *score* de forma correcta.

Por outras palavras, a utilização de um modelo interno de monitorização do risco de incumprimento da sociedade, como *input* ao processo de tomada de decisão, nomeadamente, como vimos, nas opções de financiamento, não acrescentará valor se a sua capacidade de previsão for comprometedora.

Tendo essa limitação presente, Anderson (2007:188), refere que há duas medidas complementares, para aferir da capacidade de previsão do modelo *scoring*.

A primeira, como refere o autor e em consonância com a terminologia utilizada por Blöchlinger e Leippold (2006), é denominado *discriminatory power*, isto é, a capacidade total que o modelo tem de distinguir a variável endógena ou, por outras palavras, a sua eficácia total.

De facto, quando nos referimos a eficácia de modelos, esta é uma das preocupações fundamentais das instituições de crédito, pois “[a]n improvement in accuracy of even a fraction of percent translates into significant future savings” (West, 2000:1132), função de “[f]or banking institutions, loans are often the primary source of credit risk” (Blöchlinger e Leippold, 2006:852).

Deste modo, podemos afirmar que, o *discriminatory power* de cada modelo tem uma relação directa com a optimização das decisões de crédito, não só pela via da aprovação, como também nos montantes financiados e respectivo *pricing* (Blöchlinger e Leippold, 2006:852).

A segunda e última medida a ter em consideração é a minimização dos erros de classificação, conhecidos como de Tipo I e II (Wu et al., 2010:42; Peres, 2014) que também assumem um papel importante, uma vez que a cada um destes estão implícitos custos para a instituição financeira, tais como (Blöchlinger e Leippold, 2006:853):

a) Tipo I:

a.1. Perda potencial do valor do crédito e dos juros;

b) Tipo II:

b.1. Quebra na margem financeira, pela prática de preços não competitivos, para aqueles clientes de baixo perfil de risco e;

b.2. Quebra nas cotações de mercado, por via do conhecimento, por parte dos investidores, da má performance da gestão do risco da instituição.

6. Análise Discriminante: Perspectiva Geral

6.1. Análise Discriminante Univariada

Na análise discriminante, conforme Carvalho das Neves e Silva (1998:9), Batista (2012:64), Barros (2008:18) e Girão (2015:22), os trabalhos pioneiros nesta matéria são apontados a Beaver (1966), onde o mesmo desenvolveu um modelo univariado de previsão de falência, tendo como base os rácios financeiros mais utilizados à época.

Todavia, segundo Barros (2008:18) e Peres (2014:18), na análise Univariada, assume-se que uma única variável ou análises sequenciais das mesmas (sem qualquer relação entre si), podem ser utilizadas para fins previsionais e explicativos das falências das empresas, como sendo por exemplo, a rentabilidade, solvabilidade ou liquidez geral.

Paradoxalmente com este pressuposto, de acordo com Carvalho das Neves e Silva (1998:10), Beaver (1966) conseguiu alcançar resultados bastante positivos, com apenas 9% de empresas classificadas incorretamente. No entanto, como referem os autores, importa destacar que a performance deste modelo tem inerente alguns problemas e condicionantes estruturais, a saber:

i) A selecção dos rácios a incluir no modelo deriva da popularidade dos mesmos à época. Deste modo, por serem os mais utilizados na análise financeira, assume-se que também serão os mais permeáveis a detecção de distorções ou engenharias contabilísticas e;

ii) o próprio pressuposto de base, não permite uma análise integrada dos indicadores, nem tem em consideração as correlações entre as variáveis explicativas.

Estas insuficiências, abriram caminho a abordagem multidimensional, como define Antão (2011), apresentada por Altman (1968). Conforme Barros (2008:20), Edward Altman é, para muitos autores, considerado “[...] o verdadeiro percussor dos Modelos de Previsão de Falência [...]”, em particular dos de Análise Discriminante Multivariada (ADM), uma vez que, segundo o autor em conformidade com Girão (2015:23), este foi o primeiro a aplicar esta técnica ao problema em causa apesar de, como refere Thomas (2000:151), ter partido dos trabalhos preliminares de Fisher (1936).

6.2. Análise Discriminante Multivariada (ADM)

A aplicação da ADM ao caso da banca é particularmente útil, função de, como nos descreve Carvalho (2009:147), esta permitir a previsão de variáveis qualitativas, como sendo, a classificação de clientes em grupos distintos (por exemplo, cumpridores ou incumpridores).

6.3. Sensibilidades e Limitações

Apesar da ADM ser em si um claro avanço metodológico, quando comparada com a análise univariada de Beaver (1996), dizem-nos Antão, Peres e Marques (2018) que a mesma não está isenta de limitações.

Abaixo apresentamos uma sumula das principais sensibilidades que, para os modelos desenhados segundo esta técnica, é necessário levar em consideração, para não por em causa sua capacidade preditiva, tal como comentado no sub-ponto 5.2.

a) Sensibilidade à Territorialidade: um modelo que tenha sido desenhado para um determinado país, área ou região, poderá ter um desempenho diferente quando aplicado a uma amostra geograficamente diferente. Os países diferem em requisitos legais, contabilísticos, impostos e sistemas de trabalho, facilidade de acesso a crédito, características do sistema financeiro e, em última instância, políticas macro e microeconómicas, questões culturais e de tradição que afetam o estilo de gestão;

b) Sensibilidade ao Sector: função das especificidades de cada sector, desde as características económicas, às necessidades de capital e investimento. Modelos que agreguem um conjunto de informação genérica, podem não ter uma capacidade preditiva satisfatória, quando aplicados a sectores que tenham comportamentos particulares, não habitualmente encontrados na generalidade dos demais sectores (exemplo: hipermercados).

Para a empresa comum, um prazo médio de pagamento a fornecedores muito dilatado, acompanhado de necessidades de *working capital* extremamente negativas, pode indiciar insuficiência de meios cíclicos para liquidar estas responsabilidades. Contudo, no exemplo dos hipermercados, há que ter em consideração de que esta é uma situação particular deste setor: recebimento a pronto pagamento e forte capacidade negocial com os fornecedores para imposição de prazos médios de pagamento muito longos.

c) Sensibilidade ao Tempo: a probabilidade de um modelo que tenha sido desenhado com uma amostra de meados do século passado, deter uma capacidade de classificação quando aplicado a uma atual, mesmo sendo ambas do mesmo país e setor, é mais reduzida do que se o modelo for redesenhado para uma amostral actual;

d) Sensibilidade ao enviesamento na seleção da amostra: processos de amostragem não aleatórios ou, quando aleatórios, o analista ao não aplicar nenhum tratamento prévio dos dados, como sendo: (1) eliminação empresas com dados incompletos; (2) constituir uma amostra de teste; (3) analisar os *outliers* e; (4) outros; pode comprometer em muito o *discriminatory power* do modelo, ou até mesmo gerar níveis de erro superiores;

e) Sensibilidade à qualidade da informação: A informação constante da Certificação Legal de Contas (CLC), por exemplo, quando disponível, deve ser analisada e avaliada, para aferir de, precisamente, da qualidade da informação financeira disponível e que irá ser o input do modelo.

f) Sensibilidade aos pressupostos de selecção: além as sensibilidades anteriores, o modelo também é definido pela opinião do analista sobre os rácios financeiros ou indicadores que devem ou não ser incluídos nele, bem como as suposições que esse faz em relação aos testes a serem realizados, as segmentações a serem feitas e outras medidas a serem implementadas para enfrentar os problemas que vão surgindo. todos seleccionam naturalmente as empresas activas como saudáveis.

7. Modelos de Scoring: Aplicação ao caso Português

Na extensa literatura sobre o tema, muitos são os modelos propostos por vários autores a nível internacional. Portugal não é exceção. De acordo com Peres (2014) e Girão (2015), na envolvente portuguesa, são exemplo os trabalhos de desenvolvimento de modelos de ADM os de Carvalho das Neves e Silva (1998) (multi-setor), Santos (2000) (para o setor têxtil e do vestuário), Dias (2008) (setor do calçado), Nunes (2012) (setor cerâmico) e por último, o de Alves (2013) (setor alimentar), entre outros.

Sem prejuízo do descrito, cumpre-nos destacar mais detalhadamente, a título de exemplo, o Z-Score de Altman de 1968, por ter sido o precursor, assim como uma das suas revisões, o Z''-Score (Altman, 2002), por permitir uma leitura directa com as notações de risco proferidas pelas principais agências de *rating*.

7.1. Modelo Z-Score E.Altman (1968)

De acordo com Kumar e Rao (2014:84), o Z-Score de Altman (1968), não só é o modelo mais popular como é a métrica mais aceite em termos mundiais, para a previsão de falência empresarial.

Altman desenvolveu este seu primeiro modelo segundo uma amostra de 66 empresas industriais americanas de um mesmo sector e com volume de activos semelhantes, das quais 50% entraram em falência entre 1946 e 1965, cuja representação analítica era a seguinte (Altman, 1968):

Equação 2. Equação Z-Score Altman (1968)

$$Z = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,42X_4 + 0,998X_5$$

X1=Fundo de Maneio / Ativo Total
 X2=Resultados Transitados/Ativo Total
 X3=Resultado Antes de Juros e Impostos / Ativo Total
 X4=Capital Próprio / Passivo Total
 X5=Vendas / Ativo Total

Com aplicação deste modelo, todas as empresas que obtenham uma classificação inferior a 1,23 são classificadas como falidas e, caso consigam uma classificação superior a 2,9, são consideradas como financeiramente saudáveis. Porém, no intervalo de $1,23 < Z < 2,9$, a empresa não tem uma classificação definitiva, encontrando-se numa situação de indefinição, podendo por isso, existir reservas quando à sua continuidade ou capacidade de dar cumprimento às suas obrigações.

Este modelo conseguiu uma percentagem de discriminação correta, em média, de cerca de 94% (91% para empresas saudáveis e 97% para empresas falidas), a par de 9% e 3% de erros de tipo I e II (rever definição dos erros no sub-ponto 5.2.), respetivamente.

7.2. Modelo Z''-Score E.Altman (2002)

Edward Altman apresentou duas revisões posteriores ao seu primeiro modelo.

Na mais recente, denominada de Z''-Score, o mesmo apresenta o ajustamento de maior importância para avaliar empresas, cujos setores de atividade, são predominantemente não industriais.

Esta adaptação é conseguida através da exclusão do rácio X5 (Vendas/Activo Total), assim como pela redefinição dos ponderadores dos demais. Esta é, portanto, uma alteração importante se o analista/leitor pretender analisar empresas no domínio da mão de obra intensiva, onde os rácios de rotação (i.e., comparação do volume de negócios obtido por unidade de capital investida), são caracteristicamente superiores aos negócios de capital intensivo e que, por isso, poderiam enviesar os resultados obtidos pelo Z-Score. Abaixo apresentamos a nova expressão analítica:

Equação 3. Equação Z''-Score Altman (2002)

$$Z = 3,25 + 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4$$

X1=Fundo de Maneio / Ativo Total
 X2=Resultados Transitados/Ativo Total
 X3=Resultado Antes de Juros e Impostos / Ativo Total
 X4=Capital Próprio / Passivo Total

Sendo o cut-off score = 0, isto é, todas as empresas que detenham classificação inferior a zero, são classificadas como estando em situação de financial distress e, no caso contrário, como financeiramente estáveis. As empresas que obtenham uma classificação de zero são classificadas como totalmente falidas.

Este novo modelo apresenta ainda uma particularidade interessante e igualmente útil, como já introduzido, função de permitir um paralelismo direto com notações de rating utilizados pela *Standard & Poors (S&P)*, *Moody's* e *Fitch*, podendo assim ser facilmente deduzidas, por aproximação, as respectivas probabilidades de falência (ver grelha da figura 3).

Figura 3. Equivalência entre Score e classificação Rating (Perspectiva de Longo Prazo)

Score (Z'')	Rating (Moody's)	Rating (Fitch)	Rating (S&P)	Definição
8,15	Aaa	AAA	AAA	Prime
7,60	Aa1	AA+	AA+	Alta Qualidade
7,30	Aa2	AA	AA	
7,00	Aa3	AA-	AA-	
6,85	A1	A+	A+	Qualidade Média Alta
6,65	A2	A	A	
6,40	A3	A-	A-	
6,25	Baa1	BBB+	BBB+	Qualidade Média Baixa
5,85	Baa2	BBB	BBB	
5,65	Baa3	BBB-	BBB-	
5,25	Ba1	BB+	BB+	Investimento Especulativo
4,95	Ba2	BB	BB	
4,75	Ba3	BB-	BB-	
4,50	B1	B+	B+	Investimento Altamente Especulativo
4,15	B2	B	B	
3,75	B3	B-	B-	
3,20	Caa1	CCC	CCC+	Riscos Substanciais
2,50	Caa2	CCC	CCC	Extremamente Especulativo
1,75	Caa3	CCC	CCC-	Pouca Expectativa Pagamento/Em Incumprimento
0,00	C	D	D	Em Incumprimento

Fonte: adaptado de Altman (2002:23), S&P (2018) e Carvalho das Neves (2014:493)

A aplicação deste modelo Z''-Score, permitirá assim, monitorizar de forma eficaz a notação de risco de crédito da entidade, permitindo a auto-avaliação eficiente da capacidade de recurso a financiamento por capitais alheios.

Tendo em consideração que, como vimos, o custo dos financiamentos obtidos é um dos drivers mais sensíveis da criação de valor económico, se a empresa a obtiver uma notação, por exemplo, abaixo da “Qualidade Média Baixa”, ainda que o financiamento seja aprovado, poderá ter que suportar um prémio de risco mais elevado do que se recorre-se a outras alternativas.

8. Conclusões

Para as organizações que seguem uma filosofia de gestão subordinada à maximização do valor para os shareholders, todas as decisões que potenciem ganhos de eficiência, em termos de criação de valor económico, devem ser monitorizadas e acompanhadas com alto nível de rigor e detalhe.

No presente artigo analisamos um dos drivers mais sensíveis para a criação de valor económico: o custo dos financiamentos obtidos (Rd - rate of debt), assim como os seus determinantes. O mais objectivo é, como referido na literatura e na prática da banca, o risco de crédito ou de incumprimento potencial. Demos devida nota ao leitor que, este risco pode ser derivado de 2 factores: o primeiro, controlável pela entidade, que são os endógenos, i.e., os que têm origem na empresa, nas suas características, no seu funcionamento e na sua actividade e; o segundo, que são os factores exógenos, ou seja, dificilmente controláveis pelas empresas e que, podem contribuir negativamente para o acesso a financiamento por capital alheio.

Para uma maior acuidade na gestão dos factores endógenos, foram também apresentados os principais determinantes do risco de crédito, quer ao nível qualitativo (especificidades do sector; características da equipa de gestão), quer a nível quantitativo, através da utilização das metodologias de credit scoring, para que as empresas possam desta forma, ter acesso e conhecimento (ainda que genérico) ao funcionamento da determinação do risco de crédito.

É também efectuada a ressalva de que, devem as empresas ter presente que, não obstante de conseguirem uma monitorização eficaz da perceção do seu risco de crédito, existem decisões prevaletentes à própria avaliação quantitativa, que podem desconsiderar toda a gestão que tenha sido efectuada neste domínio (o que pode ocorrer em posições que privilegiem, por exemplo, o fair lending).

Entendemos, contudo, que, pela literatura analisada, o desenho de modelos internos ou externalização dessa função, com recurso a bureau's de avaliação de crédito, pode ser uma vantagem competitiva e estratégica interessante, quando enquadrado no processo de gestão das carteiras de financiamentos das sociedades. Este é, sem dúvida, um processo já utilizado por empresas de maior dimensão, mas, deve ser compreendido e interiorizado pela economia no seu todo.

Através da utilização dos modelos de scoring apresentados, podem as entidades obter, por aproximação, as notações de risco de crédito das principais agências de rating a nível mundial. Com efeito, esta faculdade, distinta dos demais modelos identificados na literatura, permite derivar, em tempo real, as probabilidades de incumprimento da entidade, para com estas, conseguir ganhos de eficiência nos processos de financiamento.

Referências bibliográficas

- Altman, E.; Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and avoid bankruptcy, analyse and invest in distressed debt*. New York: J. Wiley & Sons.
- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, vol. 23(4), 589-609.
- Altman, E. (2002). *Revisiting Credit Scoring models in a Basel II environment*. Stern School of Business, Working paper.
- Alves, A.C. (2013). *Previsão de Insolvência nas PME – O Sector Alimentar*. Universidade de Coimbra: Faculdade de Economia, Dissertação de Mestrado.

- Amat, O.; Manini, R.; Renart, M. (2017). Credit Concession through credit scoring: Analysis and application proposal. *Intangible Capital*, vol. 13(1), 51-70.
- Ambit Risk Institute. (2013). *Time to Tune up your Rating Models?* Sungard.
- Anderson, R. (2007). *Credit Scoring Toolkit*. Oxford: University Press.
- Antão, M. A. G. (2011). *Desenvolvimento de procedimentos analíticos para apoio à recuperação de empresas em situação de insolvência*. Lisboa: Universidade Lusíada, Tese de Doutoramento.
- Antão, M. A. G.; Peres, C.; Marques, H. (2018). Taxonomia da Falência e a Recuperação de Empresas – O Porquê do Insucesso. *European Journal of Applied Business Management*, Special Issue of ICABM 2018, 30-58.
- Aziz, M. A.; Dar, H. A. (2004). Predicting corporate bankruptcy: Whither we stand?. *Economic Research Papers*, vol. 4(1), 324-341.
- Barros, G. (2008). *Modelos de Previsão de Falência de Empresas: Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas*. Lisboa: Instituto Superior de Ciências do trabalho e da Empresa, Dissertação de Mestrado.
- Batista, A. (2012). *Credit Scoring*. Vida Económica.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical research in accounting: selected studies. *Journal of Accounting Research*, vol. 4 71-111.
- Blöchlinger, A.; Leippold, M. (2006). Economic Benefit of Powerful Credit Scoring. *Journal of Banking & Finance*, vol. 30, 851-873.
- Brealey, R.; Myers, S; Allen, F. (2011). *Principles of Corporate Finance*. McGraw Hill.
- Breia, A. F.; Mata, M.; Pereira, V. (2014). *Análise Económica e Financeira*. Rei dos Livros.
- Bughin, J.; Copeland, T. (1997). The virtuous cycle of shareholder value creation. *The McKinsey Quarterly*, vol. 2, 156-167.
- Calin, A.; Popovici, O. (2014). Modeling Credit Risk through Credit Scoring. *Internal Auditing & Risk Management*, vol. 24(2), 99-109.
- Carvalho das Neves, J. (2014). *Análise e Relato Financeiro*. Texto Editores.
- Carvalho Das Neves, J., & Silva, J. A. (1998). *Análise do Risco de Incumprimento: Na Perspectiva da Segurança Social*. Segurança Social Portuguesa. Lisboa.
- Carvalho, P.V. (2009). *Fundamentos da Gestão de Crédito: uma contribuição para o valor das organizações*. Edições Sílabo.

- Chi, B.; Hsu, C. (2012). An hybrid approach to integrate genetic algorithm into dual scoring model in enhancing the performance of credit scoring model. *Expert Systems with Applications*, vol. 39, 2650-2661.
- Conceição, A. (2013). O Crédito Concedido às Empresas antes e no decorrer da Crise Mundial – Análise e Gestão do Risco de Crédito. Lisboa: Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, *Dissertação de Mestrado*.
- Copeland, T. (1994). Why value value?. *The McKinsey Quarterly*, vol. 4, 97-109.
- Crook, J.; Edelman, D.; Thomas, L. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research*, vol. 183, 1447-1465.
- Dias, H. (2008). *Previsão de Insolvência Financeira: Aplicação ao Sector do Calçado Português*. Universidade da Beira Interior, *Dissertação de Mestrado*.
- Federal Deposit Insurance Corporation. (2007). *Credit Card Activities manual*. Division of Supervision and Consumer Protection.
- Ferreira, D. (2014). *Finanças Tóxicas e Crises Financeiras*. Rei dos Livros.
- Firk, S.; Schrapp, S.; Wolff, M. (2016). Drivers of value creation – The role of the value-based management and underlying institutions. *Management Accounting Research*, vol. 33, 42-60.
- Gaspar, C. (2014). A importância da Gestão de Carteiras de Crédito. *Inforbanca*, vol. 100, 41-43.
- Girão, A. (2015). *Previsão de Insolvência nas PME's: um sector das empresas comercializadoras de materiais de construção*. Universidade de Coimbra: Faculdade de Economia, *Dissertação de Mestrado*.
- Javovleva, E. (2013). Economic margin models basic methods of the economic efficiency of Russian companies. *St. Petersburg State Polytechnical University Journal*, vol. 163, 131-137.
- Kumar, M.; Rao, V. (2014). A new methodology for estimating internal rating credit risk and bankruptcy prediction under Basel II regime. *Springer Science*, vol. 46, 83-102.
- Lopez, J.; Saindenberg, M. (2000). Evaluating credit risk models. *Journal of Banking & Finance*, vol. 24, 151-165.
- Maubossin, M.; Rappaport, A. (2016). Reclaiming the idea of shareholder value. *Harvard Business Review*, vol. 7, 02-05.
- Medina, R.; Selva, M. (2013). Análisis del credit scoring. *Revista de Administração de Empresas*, vol. 53(3), 303-315.

- Merton, R. (1974). On Pricing of Corporate Debt: The risk structure of interest rates. *Journal of Finance*, vol. 29, 449-470.
- Neves, I. (2014). *A utilização do modelo Z-scoring na análise do risco de crédito para as empresas Portuguesas*. Universidade de Coimbra: Faculdade de Economia, Relatório de Estágio.
- Nunes, R. (2012). *Insolvência no Sector Cerâmico*. Instituto Politécnico de Santarém: Escola Superior de Gestão e Tecnologia, Dissertação de Mestrado.
- Pereira, J.; Basto, M.; Gómez, F.; Albuquerque, E. (2010). Los modelos de predicción del fracasso empresarial. Propouesta de um ranking. *XIV encontro da Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas*,. [em linha]. [Consult. 15 Jan. 2019]. Disponível em: http://www.aeca1.org/pub/on_line/comunicaciones_xivencuentroaeca/cd/111b.pdf
- Peres, C. (2014). *A Eficácia dos modelos de previsão de falência empresarial: Aplicação ao caso das sociedades portuguesas*. Lisboa: Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Dissertação de Mestrado.
- Peres, C.; Antão, M. (2016). The use of multivariate discriminant analysis to predict corporate bankruptcy: A review. *The IEB International Journal of Finance*, vol. 14, 2-25.
- Petravicius, T.; Tamosiuniene, R. (2008). Corporate performance and measures of value added. *Transport Research Institute*, vol. 23(3), 194-201.
- Pinho, C.; Valente, R.; Madaleno, M.; Vieira, E. (2011). *Risco de Crédito*. Edições Sílabo.
- Rappaport, A. (1998). *Creating Shareholder Value: a guide for managers and investors*. The Free Press.
- Rappaport, A. (2006). Ten ways to create shareholder value. *Harvard Business review*, vol. 9, 66-77.
- Rezác, M.; Rezác, F. (2011). How to measure the quality of credit scoring models. *Czech Journal of Economics and Finance*, vol. 61, 486-507.
- Santos, P. (2000). *Falência Empresarial: modelo discriminante e logístico de previsão aplicado às PME do sector têxtil e do vestuário*. Lisboa: Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Dissertação de Mestrado.
- Sengupta, R.; Bhardwaj, G. (2015). Credit Scoring models and loan default. *The International Review of Finance*, vol. 15(2), 139-167.
- Serra, F.; Ferreira, M.; Torres, M.; Torres, A. (2012). *Gestão Estratégica: conceitos e prática*. Lidel.

- Silva, F. (2011). *Credit Scoring as an Asset for Decision Making in Intelligent Support Systems*. Universidade do Minho, Dissertação de Mestrado.
- Smaranda, C. (2014). Scoring functions and bankruptcy prediction models: a case study for Romanian companies. *Procedia Economics and Finance*, vol. 10, 217-226.
- Standard & Poors – S&P Global Rating Definitions. http://www.standardandpoors.com/en_EU/web/guest/article/-/view/sourceId/504352.
- Stanisic, N.; Stefanovic, N.; Radojevic, T. (2016). Determinants of the cost of debt in the republic of serbia. *TemeXL*, vol. 2, 869-882.
- Tripathi, D.; Elda, D.; Cheruku, R. (2018). Hybrid credit scoring model using neighborhood rough set and multi-layer ensemble classification. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 34, 1543-1549.
- Thomas, L. (2000). A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. *International Journal of Forecasting*, vol. 16, 149-172.
- Vasconcelos, José Miguel. (2017). *Credit Scoring: o risco de crédito e o seu impacto nos custos de financiamento: o caso português*. Lisboa: Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Dissertação de Mestrado.
- Wang, G.; Ma, J.; Huang, L.; Xu, K. (2012). Two credit scoring models based on dual strategy ensemble trees. *Knowledge-based systems*, vol. 26, 61-68.
- West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computer's & Operations Research*, vol. 27, 1131-1152.
- Wu, Y.; Gaunt, C.; Gray, S. (2010). A comparison of alternative of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, vol. 6, 34-45.
- Wycinka, E. (2015). Time to default analysis in personal credit scoring. *Financial Investment and Insurance*, vol. 381, 527-536.
- Zhu, H.; Beling, P.; Overstreet, G. (2001). A study in combination of two consumer credit scores. *Journal of the Operational Research Society*, vol. 52, 974-980.