

Crédito, Crise e Pós-Crise

Previsão com Séries Temporais

João Ricardo M. G. Costa Filho
Mario Antonio Margarido
Frederico Araujo Turolla

*Credit, Crisis and Post-Crisis
Forecasting with Time Series*

Nº 72
Maio 2010 May

Serasa  Experian

24 Solucionando o Viés de Seleção Amostral em Scoring de Crédito: A Inferência de Rejeição
Solving Sample Selection Bias in Credit Scoring: The Reject Inference
Gabriele Sabato

43 Risco, Recompensa e a Imperativa do Crédito a PMEs
Risk, Reward and the SME Lending Imperative
Stephen Gildert

67 Classificação do Risco de Crédito dos Clientes
Customer Credit Risk Management
Olavo Borges



A Serasa Experian pode ajudar você a aumentar seus lucros, a atrair mais clientes, a ter mais retorno nas ações de marketing, a vender com mais segurança e muito mais. Seja qual for o tamanho da sua empresa, pode desafiar a gente. Pergunte o que a gente pode fazer por você.

Ligue **0800 773 7728**
Acesse já **serasaexperian.com.br**

Serasa  Experian

A gente trabalha para você crescer.

Crédito, Crise e Pós-Crise: Previsão com Séries Temporais
Credit, Crisis and Post-Crisis: Forecasting with Time Series

João Ricardo M. G. Costa Filho
 Mario Antonio Margarido
 Frederico Araujo Turolla

A recuperação, tanto no mercado de crédito, quanto na economia de maneira agregada, deve ocorrer em 2010, reconduzindo o Brasil ao caminho da prosperidade que vinha trilhando em função das reformas realizadas principalmente nos anos noventa, caso nenhum evento macroeconômico de grande natureza assole a economia mundial no curto prazo.

Both credit markets and the economy as a whole will recover in 2010 and place Brazil once more on the road to prosperity along which it had recently been progressing, thanks to the reforms introduced mainly in the 1990s, provided, of course, that no new macroeconomic earthquakes devastate the global economy in the short term.

Solucionando o Viés de Seleção Amostral em Scoring de Crédito: A Inferência de Rejeição
Solving Sample Selection Bias in Credit Scoring: The Reject Inference

Gabriele Sabato

O aumento da precisão preditiva dos modelos de *scoring* não deve ser encarado como meta principal das técnicas de inferência de rejeição. Pelo contrário, a inferência de rejeição deve ser usada para aprimorar as amostras de desenvolvimento de todos os modelos de solicitação de crédito, independentemente dos benefícios estatísticos que ofereçam ou não.

The increase in the prediction accuracy of scoring models should not be considered as the main goal of reject inference techniques. Instead, reject inference should be used to enhance development samples of all application models regardless of the statistical benefits that may, or may not, bring.

Risco, Recompensa e a Imperativa do Crédito a PMEs
Risk, Reward and the SME Lending Imperative

Stephen Gildert

Ao implementar processos de crédito baseados em *scoring* mais frequentemente encontrados no ambiente de crédito de consumidor e ao automatizar decisões nos pontos adequados, os bancos se posicionarão da melhor forma para gerenciar o risco. Eles poderão, ainda, reduzir os custos associados ao crédito e garantir empréstimos às pequenas empresas.

Experian believes that by implementing scoring based lending processes more commonly found in consumer lending environments and automating decisioning where appropriate, banks will be optimally placed to manage risk. They could reduce the costs associated with lending and ensure small businesses have access to the financial services.

Classificação do Risco de Crédito dos Clientes
Customer Credit Risk Management

Olavo Borges

Identificadas as características dos negócios da empresa quanto ao tipo de ativo, perfil de clientes e de prazo das operações, é preciso escolher os modelos de classificação de risco mais apropriados a serem utilizados no processo de concessão de crédito.

Once a firm's business characteristics have been determined in terms of assets, customer profiles and operation terms, it is time to choose the most appropriate credit rating models for use with the credit granting process.

Palavra do Editor

O ano de 2010 foi iniciado com um ligeiro aumento das operações de crédito como já estava previsto. Esse aumento foi sustentado pela expansão nas concessões ao segmento de pessoas físicas com destaques positivos para o crédito pessoal, cartão de crédito e crédito imobiliário.

No artigo “Crédito, Crise e Pós-Crise: Previsão Com Séries Temporais”, seus autores, João Ricardo M. G. Costa Filho, Mario Antonio Margarido e Frederico Araujo Turolla, afirmam que o mercado de crédito brasileiro vem superando as dificuldades e vencendo obstáculos e a projeção é de que haverá continuidade de crescimento. Eles fazem uma análise da crise que se originou nos Estados Unidos e se refletiu na economia de todos os países. Entendem que é necessário avaliar os acontecimentos macro e microeconômicos, que propiciaram a dilatação dos problemas para poder compreender o encaideamento dos acontecimentos ao redor do globo e a maneira como ocorreu a transmissão para o mercado brasileiro.

No entender dos autores, o mercado brasileiro conseguiu se recuperar com maior rapidez devido à sólida base criada pela economia a partir da década anterior, e com a adoção de medidas de curto prazo.

Após uma longa explicação sobre a origem da crise, os autores se detêm no mercado brasileiro, especialmente o de crédito proveniente de recursos livres, que demonstrou certa retração no final de 2008 mas que está se recuperando e poderá impulsionar a economia do País. Isto é, não só deverá restaurar os níveis de crescimento administrados antes da crise, mas também servir como base para patamares mais pretensiosos.

Gabriele Sabato, no artigo “Solucionando o Viés de Seleção Amostral em Sco-

From the Editor

The year 2010 began with a slight increase in credit operations, as anticipated. This increase was borne on expanded credit to individuals, particularly in consumer credit, credit cards and real estate credit.

João Ricardo M. G. Costa Filho, Mario Antonio Margarido and Frederico Araujo Turolla, in their article “Credit, Crisis and Post-Crisis: Forecasting with Time Series,” argue that the Brazilian credit market has been overcoming difficulties and roadblocks and project continued growth. They analyze the crisis that began in the US and had reflections in every other national economy. They understand that there is a need to analyze the macro and micro-economic events that propitiated the problem in order to understand the chain of events around the globe and how transmission to the Brazilian market occurred.

They understand that the Brazilian market was able to effect a speedier recovery because of the sound foundations launched by its economy in the preceding decade and because of the short-term measures enacted.

After a lengthy explanation of the origins of the crisis, the authors focus on the Brazilian market, and in particular the free funds based credit market, which retracted somewhat in late 2008 but is now recovering and may propel the country's economy. That is, not only restore pre-crisis managed growth levels, but also serve as a stepping-stone to loftier heights.

Gabriele Sabato, in his article “Solving Sample Selection Bias in

ring de Crédito” aborda o tema da inferência de rejeição. Em um levantamento de diversos outros estudos dedicados a temas semelhantes e com o acréscimo de uma nova metodologia, compara as evidências e conclusões recebidas e as amplia com diversas outras conclusões importantes.

Contrariando a maioria da literatura recente, Sabato acredita que o viés de seleção amostral em *scoring* de crédito não deve ser encarado apenas sob o ponto de vista estatístico. Embora a inferência de rejeição possa aumentar a precisão preditiva de um modelo para solicitações de crédito, ele explica que o maior beneficiado é o lado empresarial, sob a forma de um processo de solicitação mais eficiente e compreensível.

A seguir, Sabato demonstra que o estabelecimento de qualquer estratégia para o risco (como fixação de ponto de corte ou cálculo de medidas de lucratividade) baseado numa amostra que inclua apenas os clientes aceitos pode levar a decisões equivocadas e perigosas. Os solicitantes rejeitados devem contribuir para o fornecimento de uma representação significativa e verdadeira do risco e a inferência de rejeição é a melhor maneira de incorporar essas valiosas informações aos modelos de *scoring*.

Sabato apresenta uma metodologia prática que pode ser usada para inferir o desempenho dos solicitantes rejeitados e incluí-los na amostra de desenvolvimento. Não se trata de uma metodologia sofisticada, mas ainda assim fornece resultados aceitáveis e de fácil compreensão. Essa metodologia foi testada com uma amostra de empréstimos pessoais sem garantia concedidos no Brasil e foram encontrados resultados positivos.

Stephen Gilbert, consultor sênior da Global Consultancy Practice da Experian, es-

Credit Scoring,” addresses the topic of reject inference. In a survey of several other studies concerned with similar topics and the addition of a new methodology, he compares the evidence and findings and expands upon them with other important conclusions.

Contradicting the majority of recent literature, Sabato believes that sample selection bias in credit scoring should not be dealt with from the statistical viewpoint alone. Although reject inference can increase the predictive accuracy of a credit applications model, he explains that the main beneficiary is the business aspect in the shape of a more efficient and understandable application process.

Sabato then shows that the establishment of any risk strategy (such as setting a cutoff or calculating profitability metrics) based on a sample including only accepted applicants may lead to mistaken and dangerous decisions. Rejected applications must contribute to providing a significant and truthful representation of risk and reject inference is the best way to incorporate this valuable information to scoring models.

Sabato offers a practical methodology that can be used to infer the performance of rejected applicants and include them in the development sample. It is not a sophisticated method, but still one that provides acceptable and easily understood results. The method was tested with a sample of personal unsecured loans granted in Brazil, yielding positive results.

Stephen Gilbert, senior consultant with Experian’s Global Consultan-

pecializado em consultoria sobre o Basileia II e no desenvolvimento de serviços para crédito a pequenas e médias empresas, no artigo “Risco, Recompensa e a Imperativa do Crédito a PMEs”, mostra que o mercado é o favorito dos bancos de varejo e costuma oferecer bons níveis de retorno sobre o capital e muito menos volatilidade de maus créditos do que a média do setor *corporate*. Como as pequenas e médias empresas representam uma parte significativa da maioria das economias do mundo, o segmento também oferece uma enorme oportunidade.

O crédito a PMEs costuma assumir as formas de cheque especial (crédito rotativo de curto prazo), cartões de crédito empresariais, empréstimos de curto prazo (com e sem garantia) e empréstimos de longo prazo (sempre com garantia). A maior parte do crédito é de grande volume e baixo valor – muito parecido com o concedido a clientes pessoa física. Atender esse mercado de forma lucrativa é um grande desafio, mesmo porque para muitas organizações as práticas de crédito a PMEs ainda estão atrasadas em relação às aplicadas ao crédito ao consumidor. Na classificação por porte, a alta de 11,4% de janeiro foi determinada pelo crescimento de 12,2% na procura por crédito por parte das micro e pequenas empresas. A percepção de que o acesso ao crédito está em curso de normalização, principalmente para as micros e pequenas empresas, aliado ao processo de recomposição de estoques após as vendas de final de ano (aumento por demanda de capital de giro), estimularam o crescimento da procura por crédito destas empresas no primeiro mês de 2010.

O consultor de crédito Olavo Borges escreve sobre Classificação do Risco de Crédito de Clientes. Ele enfatiza a importância do crédito como fomentador da eco-

cy Practice, and specializing in Basel II consultancy and the development of credit services to SMEs, shows in his article “Risk, Reward and the SME Lending Imperative” that the market is a favorite of retail banks and usually offers good return on capital levels with far less bad-credit volatility than the average in the corporate segment. Because SMEs make up a significant share of most of the world’s economies, the segment also offers huge opportunities.

SME lending usually occurs as overdraft (short-term revolving credit), business credit cards, short-term loans (secured and unsecured) and long-term loans (always secured). The majority of deals are large-volume, low-denomination – much like credit to individual customers. Serving this market profitably is a major challenge, since for many organizations SME lending practices still lag behind those used for consumer credit. In ratings by size, the 11.4 percent spike in January was determined by a 12.2 percent increase in credit applications from micro and small enterprises. The perception that access to credit is normalizing, particularly for micro and small businesses, together with the process of stock replenishment after holiday sales (increased demand for working capital), stimulated the increased demand for credit from these firms in the first month of 2010.

Credit consultant Olavo Borges writes about Customer Credit Risk Rating. He emphasizes the importance of credit as an economic driver and adds that granting credit to a custom-

nomia e acrescenta que conceder crédito significa entregar um ativo ao cliente mediante promessa de pagamento futuro. Argumenta que para cada tipo de tomador de crédito há uma metodologia mais adequada para classificação do risco de crédito e que os modelos para PJ são, de modo geral, segmentados por porte e setor de atuação (indústria, comércio, serviços, etc.). Já os modelos para PF são segmentados por modalidade de operação de crédito: CDC, Financiamento de Veículos, Cheque Especial, Cartão de Crédito, etc. E, ainda, que os modelos podem ser próprios ou de terceiros e que estes precisam ser ajustados para o perfil da carteira de clientes da sua empresa e é importante verificar se há necessidade de se criar uma tabela de classes de risco própria, independente da(s) tabela(s) dos modelos de mercado. A partir da tabela de classes de risco, a empresa precisa definir a sua Política de Decisão.

er means delivering an asset to him or her in exchange for the promise of future repayment. He adds that for every kind of obligor there is a more appropriate credit risk rating methodology and that business models are usually segmented y size and industry (manufacturing, commerce, services, etc.). Individual customer models, on the other hand, are segmented by credit transaction mode: consumer credit, Car Loan, Overdraft, Credit Card, etc. He also adds that models can be proprietary or vendor-provided and that the latter require adjustment to each organization's customer portfolio profile, and that it is important to check for the need to create an internal risk classes schedule independent from that or those of market models. Firms must then define their Decisioning Policy based on the risk-classes table.

TECNOLOGIA DE CRÉDITO

ANO XIII Nº 72

Publicação trimestral da Serasa Experian**Presidente da Serasa Experian e da Experian América Latina**

Ricardo Loureiro

Presidentes de Unidades de Negócios

Marcelo Kekligian, Igor Ramos Rocha, Juliano Marcílio, Laércio Pinto

Diretores

José Alcântara, Juan Carrillo, Lisias Lauretti, Milton Pereira, Paulo Melo, Ralph Sherman, Silvano Covas

Editora Responsável

Rosina I. M. D'Angina (MTb 8251)

Assistente de Edição

Nancy Galvão

Projeto Gráfico

Luis Barbuda

Capa

Luis Barbuda e Eric Miranda

Editores Eletrônicos

Eric Miranda

Ilustração

Eric Miranda, Letícia Ikeda e Luis Barbuda

Tradução

Allan Hastings, Paul A. Steele e Peter Harper

Correspondência

Serasa Experian - Comunicação Corporativa

Al. dos Quinimuras, 187
CEP 04068-900 - São Paulo - SP
Tel. (11) 2847-9515
Fax (11) 2847-9791

www.serasaexperian.com.br

rosina.dangina@br.experian.com

nancy.galvao@br.experian.com

Os conceitos emitidos em artigos assinados são de responsabilidade de seus autores, não expressando, necessariamente, o ponto de vista da Serasa Experian, nem do Conselho Editorial.

É proibida a reprodução total ou parcial dos artigos desta publicação.

CREDIT TECHNOLOGY

YEAR XIII Nº 72

Trimonthly published by Serasa Experian**Managing Director Latin America**

Ricardo Loureiro

Business Units Presidents

Marcelo Kekligian, Igor Ramos Rocha, Juliano Marcílio, Laércio Pinto

Directors

José Alcântara, Juan Carrillo, Lisias Lauretti, Milton Pereira, Paulo Melo, Ralph Sherman, Silvano Covas

Responsible Editor

Rosina I. M. D'Angina (MTb 8251)

Assistant Editor

Nancy Galvão

Graphic Design

Luis Barbuda

Cover

Luis Barbuda and Eric Miranda

Desktop Publishing

Eric Miranda

Illustration

Eric Miranda, Letícia Ikeda and Luis Barbuda

Translation

Allan Hastings, Paul A. Steele and Peter Harper

Mail Address

Serasa Experian - Comunicação Corporativa

Al. dos Quinimuras, 187
CEP 04068-900 - São Paulo - SP
Tel. (11) 2847-9515
Fax (11) 2847-9791

www.serasaexperian.com.br

rosina.dangina@br.experian.com

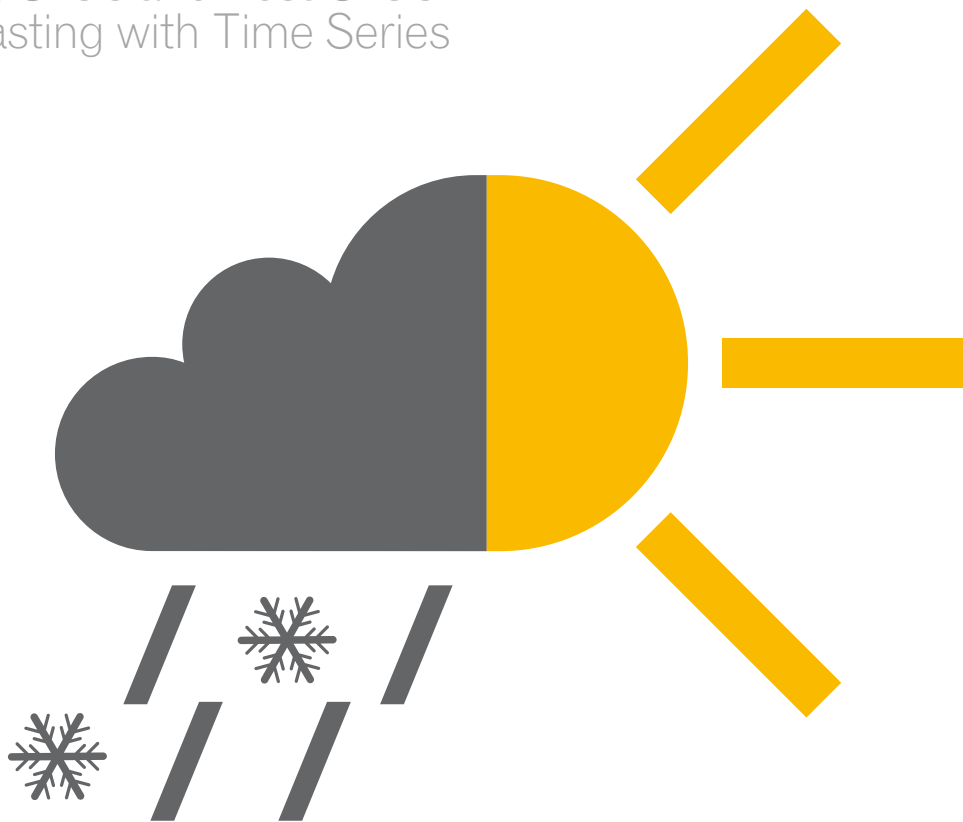
nancy.galvao@br.experian.com

The concepts issued in the signed articles are the responsibility of the authors, which do not necessarily express the point of view of Serasa Experian and the Editorial Council.

Total or partial reproduction of the articles hereby published is strictly forbidden.

Crédito, Crise e Pós-Crise: Previsão com Séries Temporais

Credit, Crisis and Post-Crisis:
Forecasting with Time Series



João Ricardo M. G. Costa Filho
Mario Antonio Margarido
Frederico Araujo Turolla

Após um proeminente período de expansão mundial no que tange ao avanço do produto e dos fundamentos macroeconômicos de maneira generalizada no início do século XXI, as economias dos mais diferentes países foram assoladas por uma crise originada no mercado de crédito norte-americano, a qual tomou proporções comparáveis à Grande Depressão da década de 30. O entendimento dos arranjos macro e microeconômicos, que propiciaram a dilatação de problemas, originalmente em um âmbito mais restrito, é necessário para a compreensão do encadeamento dos acontecimentos ao redor do globo e a maneira como ocorreu a transmissão para o mercado brasileiro. O mercado brasileiro se recuperou mais rapidamente com a sólida base criada pela economia a partir da década anterior, e com medidas de curto prazo. O mercado de crédito também se mostrou resiliente e a projeção do estoque de crédito aponta para continuidade do crescimento.

Palavras-chave: crise, securitização, hipoteca

Uma crise de crédito

A compreensão dos estímulos aos principais agentes associados ao estouro da bolha imobiliária que originou a crise mundial de 2008 se faz mais eficaz ao analisar toda a arquitetura macroeconômica iniciada na era Greenspan cujos impressionantes resultados ludibriaram as consequências do liberalismo e das políticas expansionistas sobre os mercados de forma generalizada.

Durante os anos 90, o Banco Central dos Estados Unidos (*Federal Reserve*) seguindo os pre-

Following an unparalleled period of global GDP growth and progress as regards overall macroeconomic fundamentals during the first years of the XX1st century, the economies of numerous countries were suddenly devastated by a crisis that had its roots in US credit markets and which rapidly assumed the dimensions of the Great Depression of the 1930s. One has first to understand the micro and macroeconomic conditions that led to the spreading of a problem that initially was confined to a much smaller theater, in order to comprehend the chain of events that spread throughout the entire world and the way the crisis was transmitted to the Brazilian market. Brazilian markets have recovered relatively quickly, thanks to the solid economic foundations laid down during the previous decade and to some help from short-term measures. Domestic credit markets have also proved their resilience and projections of credit volumes now point towards continued growth of these markets.

Key words: crisis, securitization, mortgages

A credit crisis

It is easier to understand the incentives driving the principal players in the real estate bubble that started the global crisis in 2008 if one analyzes the overall macroeconomic architecture that began in the US during Greenspan's term of office, the impressive results of which masked the consequences that liberalism and expansionist policies would have for markets in general.

*During the '90s, the Central Bank of the USA (*Federal Reserve*), following the*

ceitos liberais que predominavam não apenas na academia, mas também nas ações dos principais expoentes das políticas monetárias no mundo, estimulou de maneira veemente o PIB (Produto Interno Bruto) do país ao introduzir políticas expansionistas, utilizando principalmente a diminuição da taxa de juros básica da economia para incentivar os agentes a investirem e consumirem.

As famílias norte-americanas se utilizavam de uma estrutura totalmente propícia para obter empréstimos e sustentar os altos níveis de consumo, os quais eram fomentados por empréstimos bancários cada vez mais acessíveis, em função das quedas sistemáticas nas taxas cobradas.

Paralelamente a esse cenário de estímulo econômico, os gestores macroeconômicos acreditavam fielmente na racionalidade das escolhas dos agentes, e a partir desse preceito, iniciou-se um processo de desregulamentação nos principais mercados do país, para gerar a flexibilidade necessária para que os participantes pudessem tornar “ótimas” as escolhas sem muitas interferências externas.

Somando os efeitos dos estímulos expansionistas, com o ambiente “liberal” instaurado, as instituições financeiras, que naturalmente possuem uma aversão ao risco menor do que a maioria dos outros agentes, encontraram o espaço necessário para ingressar em segmentos de mercado menos explorados, principalmente no mercado de hipotecas, emprestando a mutuários que outrora eram qualificados como “de alta propensão ao não cumprimento de suas obrigações”, condicionando uma situação clara de seleção adversa.

Assim, com a queda (e expectativa de continuidade da mesma) nas taxas de juros, as famílias eram estimuladas a contrair empréstimos em bancos que agora possuíam uma propensão maior a emprestar àqueles que antes tinham maiores dificuldades de obter esse tipo de linha de crédito. Com o aumento dos empréstimos, os pre-

liberal principles not only espoused by the academic world but practiced by the principal monetary authorities around the world, fanned the fires of GDP growth with its expansionist policies, mainly in the form of the reduction of benchmark interest rates so as to stimulate investment and consumption.

Households in the US had at their disposal a structure positively dedicated to providing them with credit and sustaining their high levels of consumption, in the form of ever easier access to bank credit, thanks to ever-decreasing interest rates.

Parallel to these expansive economic policies, the country's macroeconomic managers believed implicitly in the rationality of the market and market players and, based on this belief, initiated a process of de-regulation of the country's principal markets, in order, supposedly, to create the degree of flexibility necessary for market participants to be able to “optimize” their opportunities without excessive external interference.

Taking advantage of the expansionist policies and the “liberal” regulatory environment, financial institutions, inherently less risk-averse than most other players in the economy, found the freedom they needed to enter into less well-explored segments of the market, mainly in the mortgage market, lending to borrowers that in earlier periods used to be classified as high default potential, in what was a clear case of adverse selection.

As interest rates fell, and were expected to continue falling, families were encouraged to take on loans from banks that now were more willing to lend to precisely those segments that previously used to face the greatest difficulties in obtaining credit lines of this nature. As the availability of credit soared, housing prices came under

ços das casas foram pressionados com elevação excessiva da demanda por habitações.

Com o preço dos imóveis em ascensão, e expectativa de que esse movimento fosse se propagar indefinidamente, embora pudesse haver dificuldades no pagamento das hipotecas por parte de alguns mutuários, estes poderiam se beneficiar de taxas de juros menores (em relação ao momento que contraíram os empréstimos) e do aumento no valor dos imóveis que serviam como garantia, podendo assim, renegociar as dívidas e protelar dificuldades.

A análise da evolução do índice Case-Shiller, que mede o comportamento dos preços dos imóveis nos Estados Unidos divulgado pela Standard&Poor's, expostos no gráfico a seguir, evidencia o grande aumento no valor das casas no período compreendido entre janeiro de 2000 e junho de 2009.

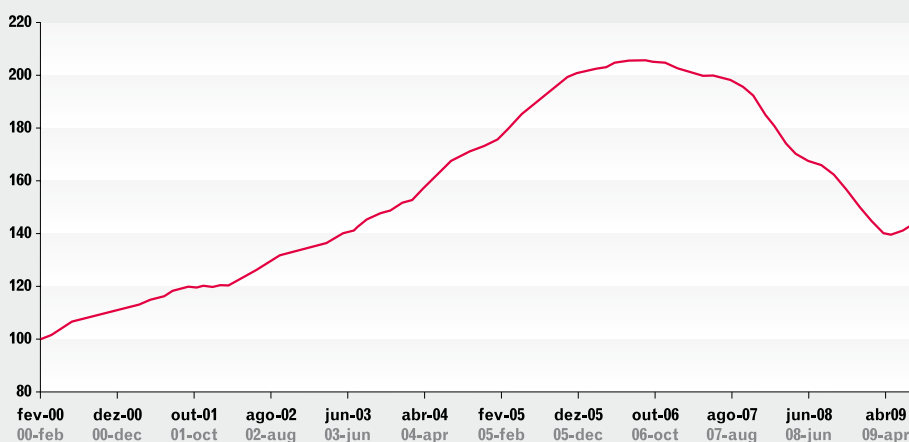
pressure from the excessive increase in the demand for houses.

As housing prices rose, expectations were that the trend would last forever. And if any of the borrowers ran into difficulties in meeting their mortgage payments, they could benefit from lower interest rates compared with when they originally signed up for the mortgage loan and from the rise in the value of their real estate assets that served as collateral for the loans, enabling them to renegotiate their loans and postpone the day of reckoning.

An analysis of the Case-Schiller index, which tracks real estate price trends in the US as published by Standard & Poor's, clearly outlines the sharp rise in housing values for the period from January 2000 to June 2009.

■ Gráfico 1 Índice Case-Shiller (Composite 20)

■ Chart 1 Case-Shiller Index (Composite 20)



Fonte: Standard&Poor's

Source: Standard&Poor's

A lógica do funcionamento calcado na redução das taxas de juros, aumento do valor das casas e renegociação das dívidas parecia se mostrar perene e livre de complicações, contudo, certas limitações claras foram esquecidas.

A primeira delas é o limite para queda na taxa de juros nominal. Um país pode aumentar o quanto quiser a remuneração de seus títulos de dívida, mas a queda tem limite.

O segundo ponto era a crença de que os preços dos imóveis iriam manter a trajetória ascendente permanentemente. Em um dado momento houve uma correção depois de tanto tempo de alta, e esse movimento, ao baixar o valor das casas, impactou toda a lógica de renegociação instaurada, que não pôde mais ser efetivada, e ao encontrar dificuldades, os mutuários com maior propensão ao não pagamento começaram a não honrar suas dívidas, aumentando rapidamente os índices de inadimplência, configurando uma situação de *moral hazard* (ou risco moral).

A inadimplência teve impacto não apenas no mercado hipotecário norte-americano, mas suas consequências foram ampliadas devido a uma rede estabelecida de derivativos de crédito, com base nos empréstimos estabelecidos para compra dos imóveis. Assim, entende-se que a securitização (processo de conversão de ativos em títulos negociáveis) teve papel fundamental para transformar uma crise microeconômica em uma recessão global.

Conforme os preços das casas avançavam, os títulos compostos pelas hipotecas de alto risco eram avaliados com *rating* (classificação de risco) AAA, indicando baixo risco do investimento. Essa classificação incentivava os bancos de investimento a adquirirem esses títulos baseando sua alocação de portfólio na premissa de que os títulos incor-

The logic of this model, with its declining interest rates, rising housing prices and debt renegotiations, seemed completely free of any complications and set to last forever. Certain limitations, however, were forgotten or ignored.

The first of these is the limit to the extent to which nominal interest rates can be reduced. A country can increase the rate it pays on its debt as much as it likes, but there is a limit to the extent that it can reduce the same.

The second point was the belief that housing prices would continue rising forever. After so many years of real estate boom, inevitably, at some point in time, a market correction occurred, which, by reducing the housing prices, toppled the whole logic of debt renegotiation, which now no longer worked. Those borrowers with the greatest propensity to default began running into difficulties and failing to meet their payment obligations, which rapidly increased overall rates of default, in a clear case of moral hazard.

These default rates not only affected the US mortgage market, but their consequences spread even further, due to the existence of a web of credit derivatives attached to the mortgage loans. The use of securitization, a process that transforms assets into tradable securities, played a fundamental role in the transformation of a microeconomic crisis into a global recession.

When housing prices were still steadily rising, the securities backed by high-risk mortgage loans were rated AAA by the rating agencies, indicating an extremely low probability of default. These ratings encouraged investment banks to invest in these securities, basing their portfolio allocation choice on the supposition that the securities they were acquiring for their portfo-

porados às suas carteiras iriam contribuir com uma relação risco x retorno interessante, já que resultavam de títulos com um excelente *rating* e alto retorno.

A exposição que era inicialmente apenas dos bancos comerciais e das companhias hipotecárias expandiu-se para os bancos de investimentos e para toda a indústria de fundos de investimento, não se limitando às fronteiras norte-americanas, mas invadindo os demais países em todos os continentes do mundo.

Ao iniciar o processo de *default* generalizado, uma crise que originalmente afetaria apenas as empresas que forneceram o capital aos mutuários por meio de hipotecas, impactou diversas instituições que se tornaram vulneráveis sistemicamente ao adquirir títulos que não apenas perderam valor, como a demanda pelos mesmos praticamente se extinguiu, tornando-os não rentáveis e ilíquidos, debilitando assim diversos bancos de grande expressão.

A crise cujas raízes já foram explicitadas não se conteve ao lado monetário da economia, mas gerou toda uma aura de incerteza que rondou o curso dos acontecimentos, principalmente após a quebra do Lehman Brothers (quarto maior banco de investimento dos Estados Unidos de acordo com o *The Wall Street Journal*) e redundou em perdas generalizadas das instituições com as hipotecas de alto risco. Isso fez com que houvesse uma contração nos investimentos e no consumo ao redor do planeta, reduzindo assim o nível de produção mundial, aumentando o desemprego e transformando em recessão economias outrora prósperas.

A magnitude da recessão global remeteu à Grande Depressão iniciada em 1929. O gráfico a seguir mostra a evolução da produção industrial mundial nos meses após

lios would provide them with a very attractive risk-reward ratio, since they had excellent ratings and offered high returns.

Exposures which initially were only to be seen on the balance sheets of commercial banks and mortgage companies now spread to the investment banks. Nor did they restrict themselves to the borders of the USA, but invaded other countries in the five continents of the world.

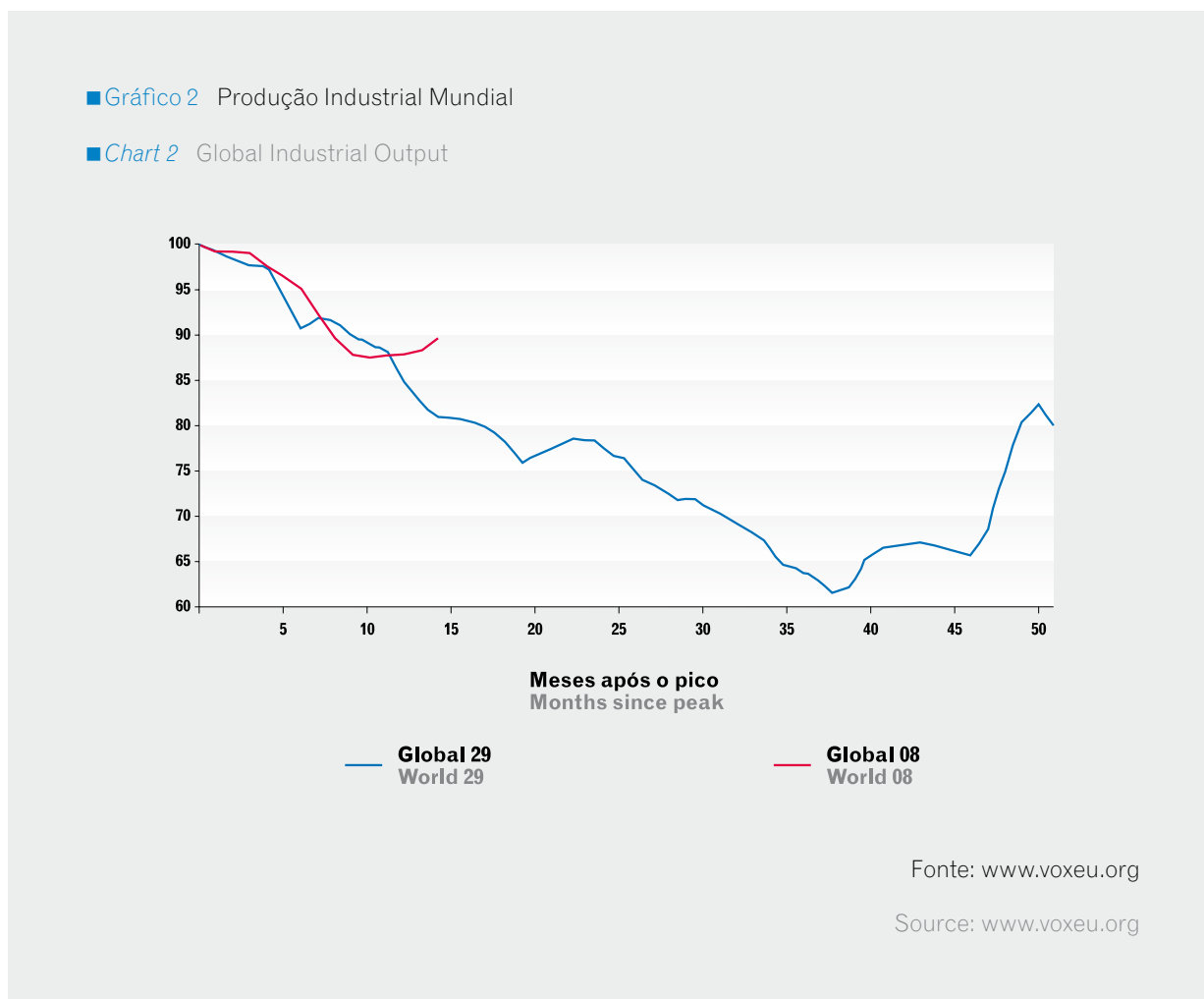
When the wave of defaults began, a crisis which originally should only have affected those companies that were providing borrowers with capital in the form of mortgage loans, now threatened numerous institutions that had become exposed to systemic vulnerabilities by acquiring securities that not only were losing value, but for which demand had virtually vanished, making them illiquid and unprofitable. This process severely weakened several major banks and financial institutions.

The crisis, the roots of which have been explained above, did not limit itself to the monetary aspects of the economy. The feeling of insecurity that grew as events evolved, especially after the failure of Lehman Brothers (the fourth largest investment bank in the US, according to the Wall Street Journal) and the generalized losses among institutions carrying high-risk mortgages on their books, precipitated a slump in investment and consumption around the entire planet, reducing global output, driving unemployment up and transforming previously prosperous economies into recession-ravaged countries.

The magnitude of the global recession brought back memories of the Great Depression that began in 1929. The chart below tracks global industrial production in the months following the start of the Great De-

o início da Grande Depressão (linha azul) e da crise de 2008 (linha vermelha). Claramente observa-se uma tendência semelhante na contração da produção, contudo, uma reversão a um estágio relativamente inicial (se comparada à maior crise do século XX).

pression (blue line) and the start of the 2008 crisis (red line). A similar trend of declining production can clearly be seen in both, although the current crisis shows a relatively early reversal compared with what was the greatest crisis of the XXth century.



Essa reversão pode ser explicada pelas políticas anticíclicas arquitetadas pelos gestores de política econômica ao redor do mundo. Diversas medidas foram tomadas para conter a queda do produto nos países e estimular a demanda agregada de maneira a minimizar os efeitos re-

This early reversal can be explained by the anti-cyclical policies introduced by economic policy makers around the world. A number of different measures were taken by different countries to contain the drop in output and stimulate aggregate demand so as to cushion the recessive effects of the

cessivos da crise mundial. Nesse cenário, o Brasil mostrou ter uma economia resiliente, um mercado financeiro sólido e bem regulamentado e haver ministrado medidas eficazes contra os impactos da recessão mundial.

Reação do Mercado Brasileiro

Uma economia emergente que esboça um papel mais significativo no âmbito macroeconômico como o Brasil, não poderia passar ilesa pelas flutuações negativas nos principais indicadores ao redor do globo. Contudo, diferentemente das crises anteriores, o país mostrou sólidos fundamentos, adquiridos à custa de várias reformas macroeconômicas realizadas principalmente nos anos noventa, e tornou-se exemplo de regulamentação bancária. Os frutos colhidos a partir da gestão econômica implementada com o Plano Real, seguida da instauração das Metas de Inflação e o Câmbio Flutuante, conjuntamente com outros importantes avanços institucionais, tornaram a economia mais robusta frente a choques externos. Além dos fundamentos consolidados, o Banco Central do Brasil (BCB) e o Governo Federal, implementando choques heterodoxos de natureza fiscal e monetária, puderam suprimir com relativa velocidade os impactos da crise.

No final de 2008, o mercado brasileiro de crédito sofreu uma profunda crise de liquidez, em função do clima instaurado pela quebra do Lehman Brothers e pelos demais reflexos da exposição aos derivativos atrelados às hipotecas de alto risco. Os agentes financeiros regidos pela incerteza sobre os prognósticos da economia norte-americana e, conseqüentemente do resto do mundo, simplesmente pararam de emprestar entre si, esgotando assim o crédito não apenas para os bancos, mas para toda a cadeia atre-

world crisis. Amid all these events, Brazil succeeded in demonstrating that its economy was resilient, its financial sector sound and well regulated and that the measures it took to cushion the impact of the world recession were effective.

The Reaction of the Brazilian Market

An emerging market economy like Brazil that is beginning to assume a more proactive role in the global macroeconomy could not pass unscathed by the negative fluctuations in the principal variables in economies around the world. Nevertheless, and in contrast with previous crises, the economy proved to have firm foundations, acquired through a number of macroeconomic reforms, introduced mainly in the 1990s, and to be a paradigm of effective bank regulation. The fruits of the economic reforms that began with the implementation of the Real plan and were followed by the introduction of inflation targeting and a floating exchange rate, together with other major institutional advances, left the economy less vulnerable to external shocks. Building on such fundamentals, the Central Bank (BCB) and the Federal government were able to employ a number of heterodox shocks of a fiscal and monetary nature to counter the impact of the crisis within a relatively short period of time.

Towards the end of 2008, Brazilian credit markets went through a major liquidity crisis, due to the environment caused by the failure of Lehman Brothers and the waves caused by the exposure to credit derivatives linked to high-risk mortgage loans. Financial institutions, faced with uncertainty regarding the direction of the US economy and, consequently, of the global economy, simply stopped lending, drying up the market not only for interbank credit, but also for the whole credit chain that grows out of and is

lada a essas operações. Com essa contração, os planos de investimento das empresas e de consumo das famílias foram revisados, gerando impacto significativo no produto da economia que viu, por dois semestres consecutivos, seu valor diminuir, caracterizando assim uma recessão.

Para enfrentar o ambiente recessivo, o BCB, com os instrumentos de política monetária que possui, atuou para restaurar a liquidez no sistema. Uma das ações foi a liberação de R\$ 99,8 bilhões em depósitos compulsórios, incentivando as instituições bancárias com carteira comercial a voltarem à sua principal atividade: o fomento de recursos aos agentes deficitários. De maneira complementar, R\$ 41,8 bilhões de reais foram destinados às instituições de menor porte, acobertando o sistema de maneira ampla.

Além de atuar de maneira técnica, uma das medidas adotadas teve um caráter psicológico muito importante, visando dirimir a incerteza associada à crescente e inconsequente aversão ao risco que imperava no mercado. A criação do RDB (Recibo de Depósito Bancário) com garantias de até R\$ 20 milhões pelo FGC (Fundo Garantidor de Crédito) mostrou a disposição do governo de garantir os depósitos e evitar uma corrida aos bancos, que poderia ter consequências desastrosas.

O principal instrumento de política monetária que dispõe, o Banco Central, também fora manuseada. A taxa de juros básica da economia, a taxa SELIC, atingiu o menor nível já registrado, alcançando em setembro de 2009, aproximadamente um ano após o início oficial da crise, um juro real anual de 4,9% (descontadas as expectativas inflacionárias, com base nos dados fornecidos pelo BCB).

Do ponto de vista de atuação anticíclica fiscal, o governo federal contribuiu com

dependent upon the interbank market. This caused corporations to shelve their capital expenditure plans and households to review their consumption patterns and produced a major impact on world economic output, which shrank for two consecutive semesters, officially characterizing a recession.

To defend against the recessionary environment, the BCB resorted to the instruments of monetary policy within its grasp to restore liquidity to the system. One of the measures was to release R\$ 99.8 billion of reserve requirements, as a means of stimulating commercial banks to resume their principal activity, supplying financial resources to companies and individuals with credit needs. On top of this, R\$ 41.8 billion was made available to smaller financial institutions, as a means of providing broad protection for the financial system.

In addition to technical measures, other very important steps of a psychological nature were taken, aimed at reducing the uncertainty levels associated with the growing and unwarranted risk aversion that was taking over control of the market. The creation of the RDB (Bank Deposit Receipt), which carried the guarantee of the FGC (Credit Guarantee Fund) for up to R\$20 million showed the government's determination to guarantee deposits and avoid a run on the banks that could have had disastrous consequences.

The basic instrument of monetary policy available to the BCB was also brought to bear. The benchmark interest rate – the SELIC rate – was reduced to its lowest level ever in history in September 2009, approximately one year after the crisis was officially declared, representing a real annual interest rate of 4.9%, after discounting for inflationary expectations, according to data supplied by the BCB.

a redução da carga tributária para estimular o consumo privado. O IPI (imposto sobre produtos industrializados) fora reduzido nos produtos da linha branca e automóveis, além de materiais de construção, entre outros. Embora a medida tenha deixado de considerar outros aspectos de alcance estrutural que foram levados em conta em programas semelhantes em outros países (por exemplo, no tocante ao efeito dos estímulos sobre mobilidade urbana, sustentabilidade ambiental, entre outros), acabou cumprindo um papel como ponte de passagem de curto prazo.

Concatenadas todas as medidas expostas, o resultado foi uma impressionante inflexão no movimento recessivo da economia brasileira, calcada no consumo interno, que se mostrou resiliente e capaz de sustentar a diminuição drástica nos investimentos (que costumeiramente possui grande volatilidade em períodos de crise) e nas exportações, estas impactadas diretamente pela redução no consumo dos países ao redor do globo. Pesam, contudo, críticas sobre a ênfase no consumo, com nítidas vantagens de curto prazo, mas com amplificação de alguns desafios de médio prazo.

Finalmente, um item que merece extrema atenção, não apenas em períodos recessivos, mas nos mais diversos estágios que a economia se encontre é o crédito. Um dos principais propulsores de qualquer economia é a concessão e obtenção de recursos de terceiros para alavancar consumo e investimento.

In the field of anticyclical fiscal policy, the federal government contributed with a reduction of indirect tax brackets as a means of stimulating private sector demand. The IPI tax on manufactured goods was reduced for white goods, automobiles and construction materials, among others. Although not addressing certain other more structural issues that were taken into account in similar programs in other countries, such as urban mobility, environmental sustainability, among others, this did serve its purpose as a short-term stop-gap measure.

Eric

Taken together, all the measures mentioned above produced an impressive turnaround in the recessionary direction of the Brazilian economy. Domestic consumption proved to be resilient and capable of compensating for the drastic reduction in corporate investment (always very volatile in periods of crisis) and exports (directly hit by the

reduction in consumption in countries around the world). Criticisms, however, have been leveled at the emphasis on consumption, which offered clear short-term advantages, but may have aggravated certain medium-term challenges.

Finally, one aspect that deserves close attention, not only in times of recession but in all the different phases through which an economy passes: credit. One of the principal drivers of any economy is the granting and obtaining of third-party resources to finance consumption and investment.



Devido às características estruturais do sistema financeiro nacional, o *funding* para as operações de crédito detém diversos destinos préestabelecidos (como, por exemplo, parte dos recursos depositados em cadernetas de poupança devem ser direcionados para empréstimos habitacionais, ou uma fatia dos recursos em depósitos à vista que deve ser alocada no crédito do agronegócio). Contudo, parte desse recurso fica a cargo das instituições financeiras, deixando-as livres para decidir como empregar os recursos da melhor maneira possível. Esses recursos são chamados de créditos com recursos livres e essa importante fatia do mercado será analisada no próximo segmento com base em métodos econométricos a serem explicitados.

Previsão do Crédito

Mais de um ano após a crise, o horizonte já permite a realização de exercício de previsão do comportamento futuro do mercado de crédito no Brasil. Neste trabalho, foi utilizada a metodologia de séries temporais, para modelar o comportamento da série, considerando a crise.

A modelagem fez uso do modelo ARIMA univariado e foi realizada no software SAS. Esse é um modelo univariado, ou seja, possui somente uma variável, sendo que, o comportamento presente dessa variável é explicado pelos seus valores passados, isto é termos autorregressivos (AR) e pelos seus próprios erros presentes e passados, os quais são representados pelos parâmetros de médias móveis (MA). Matematicamente, na sua forma básica, o modelo ARIMA é representado como:

$$\Phi(B)(1-B)^d y_t = \theta(B) a_t$$

$$(1-B)^d y_t = \frac{\theta(B)}{\Phi(B)} a_t$$

Due to certain structural characteristics of the Brazilian financial system, part of the funding for an institution's lending activity comes with a pre-established destination. Money deposited in a savings account, for example, must be used to fund housing or construction loans. A portion of an institution's sight deposits must be channeled to the agribusiness sector. The rest of the institution's spontaneous funding, however, is available for the institution to direct as it thinks best. Portfolios funded with these resources are known as freely funded credit portfolios and this important part of the market will be analyzed in the next section of this paper using econometrical methods that will be duly explained.

Credit forecasts

More than a year after the crisis, the horizon is by now sufficiently clear to enable one to begin to forecast the future behavior of Brazilian credit markets. Time series methodology is used here to model the behavior of the series, taking into account the existence of the crisis.

The modeling used the ARIMA univariate model and was run on SAS software. This is a univariate model; in other words, it only uses one variable, and the present behavior of this variable is explained by its previous values, or autoregressive (AR) terms, and by its own present and previous errors, which are represented by the parameters of moving averages (MA). Mathematically, in its basic form, the ARIMA model can be represented as follows:

Onde: $\Phi(B)$ representa o polinômio auto-regressivo de ordem p (AR(p)), o qual também pode ser denominado de filtro auto-regressivo; $(1-B)^d$ é o filtro de integração, cuja função é tornar a série temporal estacionária; $y_t = (y_t - \mu)$ representa a variável centrada em relação à média; $\theta(B)$ é o polinômio de médias móveis de ordem q (MA(q)), o qual também é denominado de filtro de médias móveis e a_t são os choques. A forma compacta de se escrever um Modelo ARIMA é (p, d, q) .

A série que foi base da estimação é a de número 3958 do Sistema Gerenciador de Séries do Banco Central do Brasil (Saldo consolidado no mês das operações de crédito com recursos livres referenciais para taxa de juros Total geral). Optou-se por modelar o estoque em reais para evitar os efeitos do crescimento do PIB, sendo que, posteriormente, foi reconstruída a série em percentual do PIB. A janela de dados foi entre janeiro de 2000 e outubro de 2009.

O termo auto-regressivo (AR) foi de ordem 6 e apresentou coeficiente de 0,24. Este significa que os valores da série com defasagem de 6 meses, sendo que cerca de 24% do valor de uma observação em t é função do valor da variável seis meses atrás.

A série se apresentou integrada de ordem 2. Esta ordem de integração significa que foram necessárias duas diferenças para torná-la estacionária. Um processo estocástico é estacionário, ou mais precisamente fracamente estacionário, quando preencher três requisitos básicos: 1) sua média é constante ao longo do tempo; 2) sua variância também é constante ao longo do tempo e 3) sua respectiva covariância é constante ao longo do tempo. A estacionariedade fraca é hipótese básica do modelo econométrico.

Where: $\Phi(B)$ represents the autoregressive polynomial to the order of p (AR(p)), which can also be denominated an autoregressive filter; $(1-B)^d$ is the integration filter, the function of which is to render the time series stationary; $y_t = (y_t - \mu)$ represents the variable centered in relation to the average; $\theta(B)$ is the polynomial of moving averages to the order of q (MA(q)), which is also known as the filter of moving averages and a_t are the shocks. The short way of writing a ARIMA Model is (p,d,q) .

The series used as the basis for estimation was series number 3958 of the Brazilian Central Bank's Series Management System (Consolidated balance for each month of credits freely funded by sources serving as benchmarks for interest rates – Overall Total). It was decided to model the stock of credit in reals in order to avoid any distortion from GDP growth. Later the series was reconstructed in percentages of GDP. The period for which the data was gathered ran from January 2000 to October 2009.

The auto-regressive term (AR) was of the order 6 and presented a coefficient of 0.24. This signifies that the values of the series had a lag of six months and that roughly 24% of the value of an observation in t is a function of the value of that variable six months previously.

The series had an integration order 2. This order of integration signifies that two differences were needed to obtain a stationary series. A stochastic process is stationary, or, to be more exact, weakly stationary, when it fulfils three basic requirements: 1) its average is constant over time; 2) its variation is constant over time; and 3) its respective co-variance is constant over time. Weak stationarity is the basic hypothesis of the econometric model.

O termo de média móvel (MA) foi de ordem 1 e apresentou coeficiente de 0,63. Esse coeficiente pode ser interpretado de tal forma que os erros dessa variável são corrigidos em 63% a cada período, em relação ao período anterior. Trata-se, assim, de uma série razoavelmente dinâmica, o que faz sentido em se tratando de uma carteira agregada para todo o Sistema Financeiro Nacional.

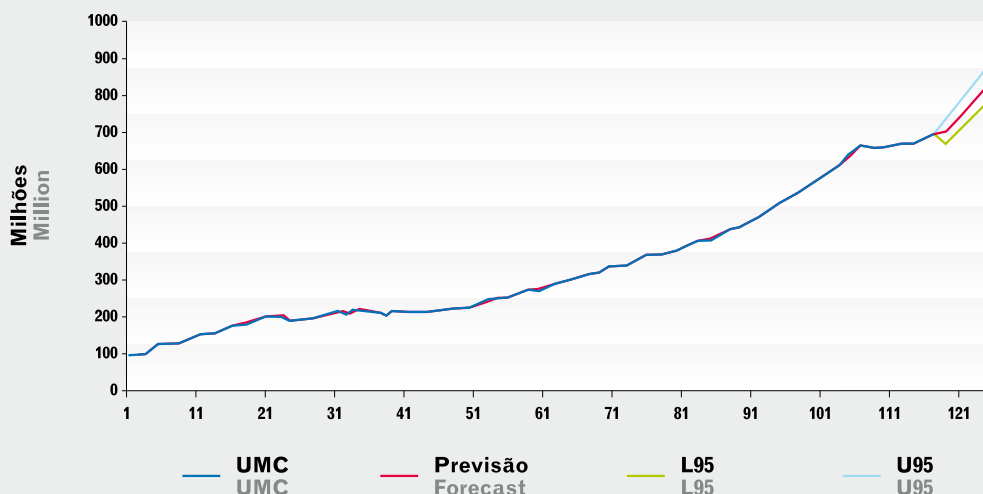
O gráfico apresenta a projeção para o saldo total consolidado das operações de crédito com recursos livres referenciais para taxa de juros. O valor observado da série em outubro de 2009 foi de 703,3 bilhões de reais. O valor previsto para dezembro de 2009, no centro do intervalo de previsão, foi de 690,7 bilhões, e para junho de 2010 a projeção central é de 804,5 bilhões. No primeiro semestre de 2010, portanto, haveria um aumento projetado do estoque de crédito medido por este indicador, da ordem de 113,8 bilhões de reais.

The term of the moving average (MA) was of the order 1 and presented a coefficient of 0.63. This coefficient can be interpreted in such a way that the errors of this variable can be 63% corrected in each period, compared with the previous period. It can be considered, therefore, a reasonably dynamic series, which makes sense, considering that we are dealing with an aggregate portfolio for the entire Brazilian Financial system.

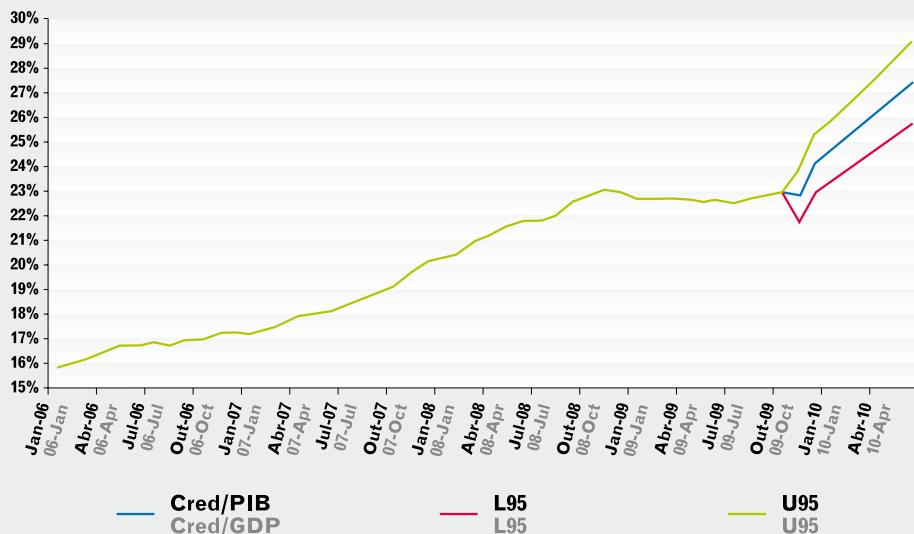
The chart below gives a projection of the total consolidated balance of credit outstanding freely funded by sources serving as benchmarks for interest rates. The value of the series in October 2009 was 703.3 billion reais. The value projected for December 2009, the mid-point of the forecast interval, was 690.7 billion reais, and for June 2010 the central forecast is 804.5 billion reais. The stock of credit as measured by this indicator is therefore projected to increase by 113.8 billion reais in the first half of 2010.

■ Gráfico 3 Projeção volume de crédito com Recursos Livres

■ Chart 3 Projected Freely-funded Credit Volumes



■ Gráfico 4 Projeção crédito/PIB
 ■ Chart 4 Projected Credit/GDP Ratio



A expectativa da razão crédito/PIB pode ser aproximada pelo gráfico a seguir. Para a sua construção, foi utilizada a mediana da projeção anual do sistema Focus para o crescimento do PIB real e para a inflação, esta última tomada como *proxy* do deflator do PIB, sendo que cada mês foi ajustado pela sazonalidade específica. Os índices de sazonalidade foram igualmente obtidos por metodologia de séries temporais, a partir da série histórica de PIB mensal que é construída pelo Banco Central. O gráfico apresenta os resultados da projeção da série. O valor da série observado em outubro de 2009 foi de 22,96%, sendo que a série prevista teve o centro do intervalo de previsão em 24,18% para dezembro de 2009 e 27,42% em junho de 2010.

An approximation of the debt/GDP ratio can be obtained from the following chart. The chart was constructed using the median of the annual projection by the Focus system for real GDP growth and for inflation, the latter being used as a proxy for the GDP deflator. The results for each month were adjusted for specific seasonalities. The seasonality indexes were similarly obtained using time series methodology, based on the historical monthly GDP series constructed by the Central Bank. The chart shows the results of the projection of the series. The value of the series for October 2009 was 22.96%. For the projected series the center of the forecast interval was 24.18% in December 2009 and 27.42% in June 2010.

Observações finais

Finda a contextualização do ambiente internacional de incerteza e retrações ao redor do globo, proveniente de uma crise cuja dimensão é comparável à grande depressão ocorrida na década de 30, e as explicações da atuação dos governantes nacionais para dirimir os efeitos no país, deve-se ressaltar a resiliência da economia brasileira frente ao colapso financeiro que assolou o planeta. Foi demonstrado que o país se encontra em um nível diferente em relação à sua arquitetura macroeconômica, evidenciando-se claramente muito mais sólido e preparado para enfrentar turbulências exógenas que no passado. O choque heterodoxo proveniente das ações do Banco Central e do Governo Federal deixou claro também que, além de indicadores robustos, o país possui instrumentos de política econômica eficazes para responder prontamente aos aspectos mais urgentes.

O mercado de crédito proveniente de recursos livres, que demonstrou certa retração no final de 2008, se posta em vias de recuperação e poderá impulsionar a economia brasileira não só a restaurar os níveis de crescimento administrados antes da crise, mas também servir como base para patamares mais pretensiosos.

Passada a crise, a previsão econométrica aponta para a continuidade da expansão do estoque de crédito. O modelo de previsão aponta para um aumento do estoque de crédito nominal com recursos livres da ordem de 114 bilhões de reais, somente no primeiro semestre de 2010, considerando o centro do intervalo de previsão. A razão crédito/PIB nesse segmento atingiria 27,4%, mais de três

Final observations

Putting into context the current international environment of uncertainty and global recession, the result of a crisis comparable with the Great Depression of the 1930s, and the explanations of the authorities in each country of what they did to cushion the effects of the crisis on their economies, one has to recognize the resilience of the Brazilian economy to the financial collapse that devastated the planet and showed that Brazil is on a higher level of macroeconomic architecture than previously, much sounder and better prepared to ride out the storms and external shocks, than in the past. The heterodox shocks to the economy from the Central Bank's and the Federal Government's initiatives left it clear that, besides solid economic groundings, the country also has developed effective economic policy instruments for responding promptly to emergencies.

The market for freely funded credit, which underwent a certain contraction towards the end of 2008, is already recovering and may assist the Brazilian economy not only to return to the pre-crisis growth patterns but also to serve as the basis for more ambitious achievements in the future.

The econometric forecasts indicate that, with the crisis behind us, the stock of credit should continue to expand. The projection model points to an increase in the nominal amount of freely-funded credit of roughly 114 billion reals in the first half of 2010 alone, considering the mid-point of the forecast interval. The credit/GDP ratio for this category of credit is projected to reach 27.4%,

pontos percentuais acima do nível do fechamento do ano passado.

Assim, pode-se esperar que a recuperação, tanto no mercado de crédito, quanto na economia de maneira agregada, ocorra em 2010 e reconduza o Brasil ao caminho de prosperidade que vinha trilhando em função das reformas realizadas principalmente nos anos noventa, caso nenhum evento macroeconômico de grande natureza venha a assolar a economia mundial no curto prazo.

more than three percentage points higher than at the end of last year.

Expectations therefore are that both credit markets and the economy as a whole will recover in 2010 and place Brazil once more on the road to prosperity along which it has recently been progressing, thanks to the reforms introduced mainly in the 1990s, provided, of course, that no new macroeconomic earthquakes devastate the global economy in the short term.

João Ricardo Costa Filho

Mestrando em Economia pela FGV e Analista da Bradesco Financiamentos. E-mail: joao.costa@gvmail.br

Concluding a Master's Degree in Economics from the FGV and Research Analyst at Bradesco Financiamentos. E-mail: joao.costa@gvmail.br

Mario Antonio Margarido

Pesquisador do Instituto de Economia Agrícola de São Paulo mamargarido@iea.sp.gov.br

Research Worker at the Institute of Agricultural Economics of São Paulo mamargarido@iea.sp.gov.br

Frederico Araujo Turolla

Sócio da Pezco Pesquisa e Consultoria Ltda, professor do Mestrado em Gestão Internacional da ESPM e professor de economia da EESP/FGV. E-mail: fturolla@espm.br

Partner of Pezco Pesquisa e Consultoria Ltda, Lecturer for the Master's Degree Course in International Management of ESPM and a Lecturer in Economics at EESP/FGV. E-mail: fturolla@espm.br

BCB. Disponível em: www.bcb.gov.br. Acesso: 11 de novembro de 2009.

EICHENGREEN, Barry; O'Rourke, Kevin H. A Tale of Two Depressions. Disponível em: www.voxeu.org. Acesso: 4 de outubro de 2009.

KRUGMAN, Paul R. A Crise de 2008 e a economia da Depressão. Elsevier, 2009.

NADAULD, Taylor D; Sherlund, Shane M. The Role of the Securitization Process in the Expansion of Subprime Credit. Federal Reserve Board, 2009.

Solucionando o Viés de Seleção Amostral em *Scoring* de Crédito: A Inferência de Rejeição

Solving Sample Selection Bias in Credit Scoring: The Reject Inference



Gabriele Sabato

1. Introdução

Amostras não-aleatórias podem representar um problema considerável em *scoring* de crédito. De modo geral, as informações comportamentais de que dispõe o criador de um sistema de *scoring* referem-se apenas aos solicitantes aceitos. Entretanto, o modelo de *scoring* é usado para avaliar solicitantes retirados de maneira supostamente aleatória da população em geral. Se admitirmos que os solicitantes aceitos sejam qualitativamente diferentes das pessoas cujas solicitações tenham sido rejeitadas, desenvolver um modelo de *scoring* a partir de uma amostra que inclua apenas solicitantes aceitos pode introduzir um viés de seleção amostral e conduzir a fracos resultados de classificação (ver Hand [1998] e Greene [1998]). Os métodos usados para lidar com esse problema são conhecidos como técnicas de inferência de rejeição.

Palavras-chave: *scoring*, inferências de rejeição, *stepwise*

Alguns estatísticos sustentam que a inferência de rejeição é capaz de solucionar o problema da seleção amostral não-aleatória (por exemplo, Copas e Li [1997], Joanes [1994], Donald [1995] e Greene ([1998]). Mais especificamente, as técnicas de inferência de rejeição procuram obter dados adicionais para os solicitantes rejeitados, ou inferir as informações ausentes sobre desempenho (bom/ruim)¹. Os métodos mais comumente explorados na literatura são: ampliação, reponderação e extrapolação (ver Ash e Meester [2002], Banasik et al. [2003], Crook e Banasik [2004] e Parnitzke [2005]). Por outro lado, alguns autores (por exemplo Hand e Henley [1993]) demonstram que os métodos de inferência de rejeição normalmente empregados no setor muitas vezes carecem de solidez e baseiam-se em premissas muito tênues.

1. Introduction

Nonrandom samples may present a significant problem in credit scoring. In general, the developer of a credit scoring system possesses only the behavioural information of accepted applicants. However, the scoring model is to be used to evaluate applicants who are drawn, arguable randomly, from the entire population. Assuming that accepted applicants were qualitatively different from individuals whose application were rejected, developing a scoring model on a sample that includes only accepted applicants may introduce sample selection bias and lead to inferior classification results (see Hand (1998) and Greene (1998)). Methods for coping with this problem are known as reject inference techniques.

Key words: *scoring*, *reject interference*, *stepwise*

Some statisticians argue that reject inference can solve the nonrandom sample selection problem (e.g. Copas and Li (1997), Joanes (1994), Donald (1995) and Greene (1998)). In particular, reject inference techniques attempt to get additional data for rejected applicants or try to infer the missing performance (good/bad) information¹. The most common methods explored in the literature are: enlargement, reweighting and extrapolation (see Ash and Meester (2002), Banasik et al. (2003), Crook and Banasik (2004) and Parnitzke (2005)). However, some authors (e.g. Hand and Henley (1993)) demonstrate that the reject inference methods typically employed in the industry are often not sound and rest on very tenuous

Apontam ser impossível contar com uma inferência de rejeição confiável e que a única abordagem robusta à inferência de rejeição é aceitar uma amostra de solicitações rejeitadas e observar seu comportamento.

Neste artigo, analisamos os motivos para o uso da inferência de rejeição e avaliamos as diferentes soluções propostas dos pontos de vista estatístico e empresarial. Contudo, ao contrário da maior parte da literatura existente, consideramos a perspectiva empresarial mais relevante do que a estatística no contexto do setor financeiro. Assim, concluímos que aumentar a precisão preditiva dos modelos de *scoring* não deve ser a principal meta das técnicas de inferência de rejeição. A possibilidade de incluir rejeições na amostra de desenvolvimento deve ser considerada, em vez disso, como uma oportunidade para replicar a experiência e as decisões tomadas por gerentes e analistas de crédito e por gerentes de agência ao avaliar a qualidade de crédito dos solicitantes.

Alinhar um novo modelo de *scoring* com a avaliação de risco dos gerentes de crédito lhes dará uma melhor compreensão de como o modelo funciona e toma a decisão de aceitação/rejeição. Isso provavelmente irá facilitar a introdução de sistemas automatizados de tomada de decisão para produtos anteriormente aprovados manualmente e reduzir o número de solicitações para desconsiderar a decisão do sistema, aumentando a eficiência do processo de aquisição.

No que se refere às metodologias de inferência de rejeição, a maior parte da literatura trata da maneira como inferir o desempenho ausente dos clientes rejeitados, sem considerar o significativo valor das informações de aceitação/rejeição. Embora as abordagens mais comuns à inferência de rejeição (como Hand [2002], Ash e Meester [2002] e Crook e Banasik [2004]) sejam

assumptions. They point out that reliable reject inference is impossible and that the only robust approach to reject inference is to accept a sample of rejected applications and observe their behaviour.

In this paper, we analyze the reasons to use reject inference and we assess the different proposed solutions from a statistical and business related point of view. However, in contrast with most of the available literature, we consider the business perspective more relevant than the statistical one in the financial industry context. As such, we conclude that increasing the prediction accuracy of scoring models should not be regarded as the main goal of reject inference techniques. The possibility of including rejects in the development sample should be considered, instead, as an opportunity to replicate the experience and the decision taken by underwriters, credit analysts or branch managers when assessing applicants' creditworthiness.

Aligning a new scoring model to underwriters' risk assessment will help them to better understand the way the model works and takes the accept/reject decision. This will likely facilitate the introduction of an automated decision system for a product that was previously manually underwritten and will lower the number of requests to override the system decision increasing the efficiency of the acquisition process.

With regards to reject inference methodologies, most of the literature focuses on how to infer the missing performance of the rejected clients without considering the significant value of the accept/reject information. Although the most common approaches to reject inference (e.g. Hand (2002), Ash and Meester

extremamente valiosas do ponto de vista estatístico, acreditamos que as instituições financeiras deveriam adotar um método mais prático ao desenvolver seus modelos de solicitação, garantindo sucesso na implementação desses sistemas. Estamos convencidos de que os modelos de *scoring* não devem ser julgados apenas por suas medidas de desempenho (como poder de discriminação, precisão, estabilidade), mas também com base no quanto são compreensíveis, em sua simplicidade no nível de esforço necessário para a implementação e no nível de solicitações de desconsideração de resultado que irão gerar².

Finalmente, propomos uma abordagem prática que permita usar os solicitantes rejeitados ao desenvolver um novo modelo de *scoring*. Primeiro, desenvolvemos um modelo para prever a probabilidade de inadimplência usando apenas os clientes aceitos e o aplicamos a toda a amostra (clientes aceitos e rejeitados). Então, usamos a taxa de rejeição (TR) para “corrigir” as proporções observadas clientes bons/ruins (proporções O-B/R) e descobrir quais teriam sido as proporções de bom/ruim (I-B/R) dos rejeitados. Finalmente, combinamos as proporções O-B/R e as I-B/R para derivar a proporção real bons/ruins (proporção R-B/R), semelhante à que teria sido observada caso tivessem sido aceitos os clientes rejeitados.

O restante do artigo está organizado da seguinte maneira: a Seção 2 revê as principais pesquisas relacionadas a metodologias de inferência de rejeição para fins de *scoring* de crédito. A Seção 3 analisa extensivamente a metodologia proposta dos pontos de vista tanto teórico quanto empírico. São usados dados da carteira de crédito pessoal sem garantias de um banco brasileiro para testar a técnica proposta. Na Seção 4, apresentamos nossas conclusões.

(2002) and Crook and Banasik (2004)) are extremely valuable from the statistical point of view, we believe that financial institutions should follow a more practical method when developing their application models in order to guarantee the successful implementation of their systems. We are convinced that scoring models should not be judged only looking at their performance metrics (e.g. discriminatory power, accuracy, stability), but also based on their comprehensibility, simplicity, level of implementation efforts required and level of overrides that would generate².

Finally, we propose a practical approach that allows to make use of the rejected applicants when developing a new scoring model. First, we develop a model to predict the probability of default using only accepted clients and we apply it on the entire sample (accepted and rejected clients). Then, we use the reject rate (RR) to “correct” the observed good/bad odds (O-G/B odds) and find out what would have been the rejected good/bad odds (I-G/B odds). Ultimately, we combine the O-G/B odds and the I-G/B odds in order to derive the real good/bad odds (R-G/B odds), similar to the one that we would have observed if rejected clients would have been accepted.

The remainder of the article is structured as follows. In Section 2, we review some of the most relevant research related to reject inference methodologies for credit scoring. In Section 3, we extensively analyze the proposed methodology from both a theoretical and an empirical point of view. Data from an unsecured personal loans portfolio of a Brazilian bank is used to test the proposed technique. In Section 4, we submit our conclusions.

2. Revisão da Literatura de Pesquisa Relevante

2.1. A Questão dos Dados Ausentes

Modelos de *scoring* de crédito são usados para classificar clientes novos ou existentes, partindo da premissa de que o futuro se revele semelhante ao passado. Se um solicitante ou cliente apresentou determinado comportamento no passado (por exemplo, honrou ou não sua dívida), é provável que um novo solicitante ou cliente de perfil de risco semelhante apresente o mesmo comportamento. Assim, para desenvolver um modelo de *scoring* de crédito, precisamos de uma amostra de dados históricos de solicitantes ou clientes relacionada ao mesmo produto para o qual pretendemos usar nosso modelo de *scoring*. Se houver dados históricos disponíveis no próprio banco, será possível desenvolver um modelo empírico. Para bancos que não dispõem desses dados ou não têm dados em volume suficiente para desenvolver um modelo empírico, a solução mais comum é usar um modelo perito ou genérico³.

Quando está disponível uma amostra de dados que abranja o horizonte de tempo necessário para a análise estatística (geralmente de um ano, pelo menos), o desempenho dos solicitantes aceitos pode ser observado. Definimos desempenho com o evento de inadimplência ou não-inadimplência associado a cada cliente⁴. Essa variável binária é a variável dependente usada para rodar a análise de regressão. As características do cliente no começo do período escolhido são as variáveis independentes.

Se admitirmos que um determinado vetor das variáveis $x=(x_1, \dots, x_k)$ seja inteiramente observado para cada solicitante com base nas informações fornecidas na ficha de solicitação de empréstimo e no histórico de crédito do solicitante, obtido pelo bureau de crédito central, a variável dependente binária y será observada nos solicitantes aceitos, mas estará ausente nos rejeita-

2. Review of the Relevant Research Literature

2.1. The Missing Data Problem

Credit scoring models are used to risk rank new or existing clients on the basis of the assumption that the future will be similar to the past. If an applicant or an existing client had a certain behavior in the past (e.g. paid back or not his debt), it is likely that a new applicant or client, with a similar risk profile, will show the same behavior. As such, in order to develop a credit scoring model, we need a sample of past applicants or clients' data related to the same product as the one we want to use our scoring model for. If historical data from the bank is available, an empirical model can be developed. When banks do not have data or do not have a sufficient amount of data to develop an empirical model, an expert or generic model is the most popular solution³.

When a data sample covering the time horizon necessary for the statistical analysis (usually minimum one year) is available, the performance of the accepted applicants can be observed. We define performance as the default or non-default event associated with each client⁴. This binary variable is the dependent variable used to run the regression analysis. The characteristics of the client at the beginning of the selected period are the predictors.

If we assume some vector of variables $x=(x_1, \dots, x_k)$ is completely observed for each applicant, based on the information that is filled in on the loan application form and the credit history of the applicant obtained by the central credit bureau, the binary dependent variable y , instead, is observed for accepted applicants, but missing for the reject-

dos. Associamos o evento de inadimplência com $y=1$ e o de não-inadimplência com $y=0$ e definimos uma variável auxiliar, a , como $a=1$ se o solicitante tiver sido aceito e $a=0$ caso tenha sido rejeitado. Assim, y somente é observado se $a=1$, mas está ausente quando $a=0$.

Segundo Little e Rubin (1987), podemos classificar as informações ausentes sobre inadimplência como pertencentes a três tipos de caso:

- Completa e aleatoriamente ausentes (“missing completely at random” – MCAR), quando a probabilidade de observação de y não depende do valor nem de y nem de x . Isso significa que a probabilidade de seleção para um grupo $a=1$ é idêntica para todos os casos.

- Aleatoriamente ausentes (“missing at random” – MAR), quando a aceitação depende de x , mas, preenchido x , não depende de y . Nesse caso, a fração de $y=1$ para cada subgrupo $a=1$ e $a=0$ deverá ser a mesma.

- Não-aleatoriamente ausentes (“missing not at random” – MNAR), quando a ausência de y depende de x e y . Se não incluirmos os dados de MNAR na amostra de desenvolvimento, introduziremos viés de seleção no modelo.

De modo geral, a questão dos dados ausentes é considerada ignorável se aplicar-se MAR (ou MCAR). Para MNAR, a questão dos dados ausentes é tida como não-ignorável.

Alguns autores (como Hand e Henley [1994] e Feelders [1999]) analisaram e tentaram solucionar a questão dos dados ausentes sobre solicitantes rejeitados admitindo que o mecanismo de seleção fosse ignorável. Infelizmente, estamos convencidos de não ser esse o caso no contexto do *scoring* de crédito. Independentemente da ferramenta usada para selecionar clientes (ou seja, manual ou por *scorecard*), é razoável que se espere uma diferença significativa de qualidade entre as duas subamostras (solicitantes aceitos/rejeitados). Assim sendo, deixar de incluir os clientes rejeitados na amostra de desenvolvimento de um novo mode-

ed ones. We associate the default event with $y=1$ and the non-default with $y=0$ and we define an auxiliary variable a , with $a=1$ if the applicant is accepted and $a=0$ in case the applicant is rejected. As such, y is observed only if $a=1$ and missing when $a=0$.

Following Little and Rubin (1987), we can classify the missing default information into three type of cases:

- *Missing completely at random (MCAR), when the probability of observing y does not depend on the value of y , nor on the value of x . This means that the probability of being selected in group $a=1$ is identical for all cases.*

- *Missing at random (MAR), when acceptance depends on x , but conditional on x does not depend on y . In this case, the fraction of $y=1$ for each subgroup $a=1$ and $a=0$ should be the same.*

- *Missing not at Random (MNAR), when the missing of the y depends on x and y . If we do not include the MNAR data in the development sample, we will introduce selection bias in the model.*

In general, the missing data issue is said to be ignorable if MAR (or MCAR) applies. In the MNAR case, the missing data issue is called non-ignorable.

Some authors (e.g. Hand and Henley (1994) and Feelders (1999)) have analyzed and tried to solve the missing data issue for rejected applicants assuming that the selection mechanism was ignorable. Unfortunately, we are convinced that this is not the case in the context of credit scoring. Independently from the tool used to select clients (i.e. manual underwriting or a scorecard), it is reasonable to expect a significant difference in the quality of the two subsamples (accepted/rejected applicants). As such, not including rejected clients in the development sample of a new scoring

lo de *scoring* irá gerar viés de seleção de diferentes graus, dependendo da taxa de rejeição encontrada na amostra (ou seja, quanto maior a taxa de rejeição, menos ignorável será o viés de seleção).

2.2 Estudos sobre Inferência de Rejeição

A literatura sobre metodologias de inferência de rejeição é extensa, uma vez que muitos autores, nos últimos vinte anos, examinaram diversas alternativas possíveis e realistas para inferir o comportamento dos solicitantes rejeitados. Rosenberg e Gleit (1994) sugerem uma abordagem muito simples que consiste em conceder crédito a todos os solicitantes durante um intervalo de tempo muito breve. Isso eliminaria a questão de inferência do comportamento dos clientes rejeitados (ou seja, ele poderia ser observado diretamente), mas geraria custos significativos em termos de encargos por créditos de liquidação duvidosa e aumentaria o risco de reputação para a instituição financeira⁵. Essa solução parece pouco realista no ambiente econômico de hoje.

Uma solução semelhante também foi proposta por Hand (2002), mas sob moldes mais razoáveis. Ele sugere um limite flexível de aceitação/rejeição que permita aceitar alguns (mas não todos) os solicitantes que, do contrário, seriam rejeitados. Essa abordagem também tende a levar a custos adicionais de difícil justificativa. Crook e Banasik (2004), pelo contrário, não recomendam aceitar solicitantes abaixo do ponto de corte, mas simplesmente atribuir um maior peso aos casos próximos desse ponto, admitindo, portanto, que esses casos representem bons proxies para os solicitantes rejeitados⁶. Esse método é conhecido como técnica de reponderação (ou ampliação).

Diversos autores aplicaram vários tipos de extrapolação para inferir o desempenho dos solicitantes rejeitados (ver, por exemplo, Meester [2000] e Ash e Meester [2002]). Crook e Banasik [2004], em especial, comparam as metodologias de reponderação e extrapolação e

model will generate selection bias of different degrees based on the reject rate experienced in the sample (i.e. the higher the reject rate, the less ignorable will be the selection bias).

2.2 Reject Inference Studies

The literature about reject inference methodologies is extensive since many authors during the last 20 years have examined several possible realistic alternatives to infer rejected applicants' behaviour. Rosenberg and Gleit (1994) suggest a very simple approach consisting in granting credit to all applicants for a short time period. This would eliminate the issue of inferring the performance of rejected clients (i.e. we would just need to observe it), but would generate significant costs in terms of impairment charges destroying value and increasing the reputational risk for the financial institution⁵. This solution seems to be unrealistic in today's economic environment.

A similar solution is proposed also from Hand (2002), but in a more reasonable version. He suggests a soft accept/reject threshold that would allow to accept some applicants (not all) that would have been otherwise rejected. This approach is also likely to lead to hard-to-justify, additional impairment costs. Crook and Banasik (2004), instead, do not recommend accepting applicants below cut-off, but just assigning a higher weight to cases near the cut-off with the idea that these cases would be a good proxy for the rejected applicants⁶. This method is known as re-weighting (or augmentation) technique.

Several authors have applied various types of extrapolation to infer the performance of rejected applicants (see for example Meester (2000) and Ash and Meester (2002)). Crook and Banasik (2004), in particular, compare the re-weighting and extrap-

concluem que nenhuma das duas fornece benefícios significativos em termos de ganhos de precisão preditiva em modelos desenvolvidos apenas com clientes aceitos, mesmo quando é rejeitada uma parcela muito grande dos solicitantes.

O modelo *probit* bivariado em dois estágios de Heckman (1979) também foi proposto para o fim de inferência de rejeição. Essa abordagem não admite que as amostras das regiões aceita e rejeitada sejam semelhantes. Tecnicamente, a decisão de concessão de crédito e o modelo de inadimplência podem ser descritos como um modelo em dois estágios e parcialmente observável. Outros pesquisadores (como Boyes et al. [1989], Greene [1998] e Jacobson e Roszbach [1999]) usaram esse método, mas observaram que as premissas subjacentes são frequentemente violadas quando aplicadas ao problema da inferência de rejeição⁷.

A literatura acadêmica sobre inferência de rejeição é ampla e relatamos apenas alguns dos estudos mais importantes⁸. Entretanto, percebemos que a pesquisa concentra-se quase totalmente no problema da inferência de rejeição do ponto de vista estatístico, desconsiderando o aspecto empresarial correlato. Acreditamos que esse aspecto deva prevalecer quando se procura desenvolver um novo modelo de aplicação a ser empregado no processo de aquisição de uma instituição financeira. Um pequeno aumento ou uma pequena redução da precisão preditiva do modelo não deve ser o objetivo de uma técnica de inferência de rejeição, mas, sim, encarados apenas como um “efeito colateral”.

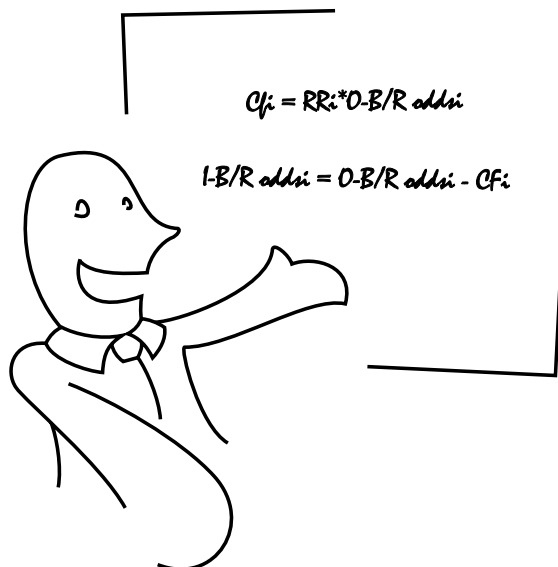
olation methodologies. They find that both methods do not provide significant benefits in terms of improving prediction accuracy on a model developed only on accepted clients, even when a very large proportion of applicants is rejected.

Heckman's (1979) two stage bivariate probit model has also been proposed for reject inference. This approach does not assume that the samples for the accepted and rejected regions are similar. Technically, the loan granting decision and the default model can be described as a two-stage model with partial ob-

Eric

servability. Other researchers (e.g. Boyes et al. (1989), Greene (1998) and Jacobson and Roszbach (1999)) have used this method, but they have also pointed out that the underlying assumptions are often violated when applied to the reject inference problem⁷.

The academic literature on reject inference is large and we have reported only some of the most important studies⁸. However, we have found this research focusing almost entirely on the reject inference problem from a statistical point of view, not considering the business aspect related to it. We strongly believe that this aspect should prevail when trying to develop a new application model to be used in the acquisition process of a financial institution. A small increase or decrease in the prediction accuracy of the model should not be the objective of a reject inference technique, but it should be regarded just as “side effect”.



3. Metodologia

Na Seção anterior, analisamos a extensa literatura que explora diferentes técnicas aplicadas à solução do problema do viés de seleção amostral. Como já foi dito, o objetivo deste estudo não é o de recomendar uma metodologia estatística em especial, mas focar o valor da decisão de aceitação/rejeição em crédito. Assim, propomos uma abordagem prática que possa ser usada para inferir a rejeição no contexto de *scoring* de crédito sem acrescentar excessivamente à complexidade sob o prisma estatístico.

Como indicado anteriormente, estamos convencidos de que as metodologias de inferência de rejeição usadas em *scoring* de crédito não devem ser escolhidas para aumentar o poder preditivo do modelo, mas para garantir que o modelo aprenda com as decisões de concessão de crédito tomadas (subjetivamente ou com a ajuda de um modelo anterior) no passado. Apenas com a inclusão de solicitantes rejeitados na amostra de desenvolvimento é que se pode garantir que o novo modelo tome decisões de crédito semelhantes às tomadas no passado e, portanto, seja plenamente compreensível para os gerentes de crédito, reduzindo as taxas de encaminhamento para avaliação individual, a reversão de decisões do modelo e as ineficiências do processo.

Nossa abordagem se baseia na crença segundo a qual a rejeição de um solicitante significa que sua qualidade foi considerada inferior à de outro que tenha sido aceito. Partindo dessa premissa bastante plausível, podemos dizer, também, que quanto mais elevada a taxa de rejeição por faixa de *score*, mais baixa terá sido considerada a qualidade dos solicitantes rejeitados na mesma banda em relação à dos aceitos.

Para testar empiricamente nosso método, usamos uma amostra de empréstimos pessoais sem garantia concedidos por um banco brasileiro. Mais especificamente, temos 4.940 soli-

3. Methodology

In the previous Section, we have analyzed the extensive literature that explores different statistical techniques to be applied to solve the sample selection bias problem. As already mentioned, the purpose of this study is not to recommend one statistical methodology in particular, but to focus on the value of the accept/reject decision in business lending. As such, we propose a practical approach that can be used for reject inference in the credit scoring context without adding too much complexity on the statistical side.

As already mentioned, we are convinced that reject inference methodologies used in credit scoring should not be chosen with the intent of increasing the prediction accuracy of the model, but to ensure that the model will learn from the lending decisions taken in the past (judgmentally or with the help of a previous model). Only including rejected applicants in the development sample, we can guarantee that the new model will take lending decisions similar to the ones taken in the past and, therefore, will be fully comprehensible for underwriters, reducing referral rates, overrides and process inefficiencies.

Our approach is based on the belief that if an applicant has been rejected, it means that his quality has been considered lower than the one of an accepted applicant. Based on this quite plausible assumption, we can also say that the higher the reject rate per score band the lower has been considered the quality of the rejected applicants in that band compared to the accepted ones.

In order to test our method empirically, we use a sample including unsecured personal loans applicants of a Brazilian bank. In particular, we have 4.940 applicants, but

citantes, mas somente podemos observar o desempenho dos 3.588 que foram aceitos⁹. Estão disponíveis para nossa análise 22 variáveis referentes aos clientes aceitos e rejeitados que foram coletadas durante o processo de solicitação, ou derivadas posteriormente pelo sistema¹⁰.

Em primeiro lugar, desenvolvemos um modelo bom/ruim a partir dos clientes aceitos. Usando um procedimento estatístico de seleção *stepwise* de variáveis baseado num teste de taxa de probabilidade com nível de significância fixado em 20%, foram selecionadas do modelo oito variáveis. Em seguida, fazemos uma regressão logarítmica para encontrar um poder discriminatório aceitável do modelo desenvolvido (índice Gini de 48%).

Então aplicamos o modelo a toda a amostra, inclusive os solicitantes rejeitados, e a segmentamos segundo o **score** em dez faixas homogêneas de risco. Para cada faixa, podemos observar a TR e a proporção de O-B/R relatadas na Tabela 1. Voltando a atenção para as faixas inferiores de risco, podemos observar que a maioria dos solicitantes rejeitados se concentra nessas faixas. Esse primeiro resultado demonstra que os critérios de concessão de crédito não foram aleatórios e que o novo modelo reflete os critérios anteriormente usados pelos gerentes de crédito.

Nossa tarefa passa, agora, a ser a de incluir esses critérios de concessão no novo modelo usando o valor da informação fornecida pelos clientes rejeitados. Se não o fizermos, o novo modelo se aterá menos a esses critérios usados no passado e tomará decisões que nem sempre serão compreensíveis para os gerentes de crédito, gerando ineficiências no processo de solicitação (por exemplo, aumentando o número de solicitantes encaminhados para reavaliação e o de decisões revertidas e reduzindo a confiança dos gerentes de crédito nos resultados do modelo).

we are able to observe the performance only of the 3.588 accepted ones⁹. Twenty two variables have been collected for accepted and rejected clients during the application process or derived after in the system and are available for our analysis¹⁰.

We first develop a good/bad model on accepted clients. Using a statistical stepwise variable selection procedure, based on a likelihood-ratio test with the significance level set at 20%, eight variables are selected in the model. We then run a logistic regression and we find an acceptable discriminatory power of the developed model (Gini index of 48%).

Then, we apply this model on the entire sample, including rejected applicants, and we segment the sample in ten homogeneous risk bands by score. For each band we can observe the RR and the O-G/B odds as reported in Table 1. If we focus on the lower risk bands, we can observe that most of the rejected applicants concentrate into these bands. This first result demonstrates that the lending criteria were not random and the new model is reflecting the same criteria that were used before by the underwriters.

Now, our task is to include these lending criteria into the new model using the value of the information provided by rejected clients. If we would not do so, the new model would be less respectful of those criteria used in the past and would take decisions not always comprehensible to underwriters, generating inefficiencies in the application process (e.g. increasing the number of referred or overridden applicants and decreasing the trust of underwriters in the model output).

Moreover, it is essential to recognize that the new model cannot assume that

Ademais, é essencial reconhecer que o novo modelo não pode partir da premissa de que a proporção de B/R dos solicitantes com score inferior a 776, por exemplo, seja de 3,76. Isso seria um erro grave. Se usarmos essa proporção O-B/R para estabelecer o ponto de corte usado na precificação do produto, estaremos tomando uma decisão equivocada e perigosa. Em última instância, a inferência de rejeição é crucial do ponto de vista empresarial.

Esta tabela mostra a distribuição de scores após a aplicação do modelo desenvolvido apenas com solicitantes aceitos. Na primeira coluna o score final é agrupado em faixas homogêneas de risco. A segunda e a terceira apresentam o número de clientes aceitos e rejeitados. A quarta e a quinta calculam a proporção de aceitação/rejeição e a taxa de rejeição. A sexta e sétima fornecem o número observado de solicitantes bons e ruins dentre os aceitos. A oitava coluna calcula a proporção de bons/ruins. As duas últimas colunas mostram, respectivamente, o número e a porcentagem de clientes.

the G/B odds of the applicants that will get a score lower than 776, for example, is going to be 3.76. This would be a significant mistake. If we would use this O-G/B odds to set the cut-off or to define the pricing for this product, we would take a wrong and dangerous decision. Ultimately, reject inference is crucial from a business perspective.

This table shows the score distribution after applying the model developed only on accepted applicants. In the first column, the final score is grouped into homogenous risk bands. In the second and third columns, the number of accepted and rejected clients is presented. In the fourth and fifth columns, the accept/reject odds and the reject rate are calculated. In the sixth and seventh columns, the observed number of good and bad applicants, between the accepted ones, is depicted. In the eighth column, the good/bad odds is calculated. In the last two columns, the number and the percentage of clients are respectively shown.

■ Tabela 1 Distribuição de Scores sem Inferência de Rejeição

Score Final	Nº Aceitos	Nº Rejeitados	Proporção A/R	Taxa de Rejeição	Nº Bons Obs.	Nº Ruins Obs.	Proporção Obs. B/R	Nº Solic.	% Solic.
< 776	219	272	0,81	0,55	173	46	3,76	491	9,94
823	293	200	1,47	0,41	248	45	5,51	493	9,98
860	301	175	1,72	0,37	277	24	11,54	476	9,64
892	359	152	2,36	0,30	328	31	10,58	511	10,34
914	374	124	3,02	0,25	355	25	14,20	498	10,08
937	370	117	3,16	0,24	347	23	15,09	487	9,86
960	421	87	4,84	0,17	102	19	21,16	508	10,28
985	388	93	4,17	0,19	374	14	26,71	481	9,74
1012	429	65	6,60	0,13	411	12	34,25	494	10,00
> 1012	434	67	6,48	0,13	427	7	61,00	501	10,14
Total	3588	1352	2,65	0,27	3342	246	13,59	4940	100,00

■ Table 1 Score Distribution Without Reject Inference

Final Score	# Accepted	# Rejected	A/R Odds	Reject Rate	Obs. # Good	Obs. # Bad	Obs. G/B Odds	# App.	% App.
< 776	219	272	0.81	0.55	173	46	3.76	491	9.94
823	293	200	1.47	0.41	248	45	5.51	493	9.98
860	301	175	1.72	0.37	277	24	11.54	476	9.64
892	359	152	2.36	0.30	328	31	10.58	511	10.34
914	374	124	3.02	0.25	355	25	14.20	498	10.08
937	370	117	3.16	0.24	347	23	15.09	487	9.86
960	421	87	4.84	0.17	102	19	21.16	508	10.28
985	388	93	4.17	0.19	374	14	26.71	481	9.74
1012	429	65	6.60	0.13	411	12	34.25	494	10.00
> 1012	434	67	6.48	0.13	427	7	61.00	501	10.14
Total	3588	1352	2.65	0.27	3342	246	13.59	4940	100.00

Assim sendo, propomos uma metodologia prática para agregar o valor das informações de rejeição ao modelo e observar a taxa real de clientes ruins (ou incidência real de M/R) por faixa, semelhante à que observaríamos se tivessem sido aceitos todos os solicitantes. Usamos a TR de cada faixa (i) para corrigir a O-B/R. Mais especificamente, o fator de correção (FC) é obtido pela multiplicação da TR pela O-B/R em cada faixa (1). O FC é então deduzido da O-B/R para se chegar à proporção inferida de B/R (I-B/R)(2). A I-B/R é usada para derivar o n° de clientes rejeitados que teriam sido bons ou ruins se aceitos (ver Tabela 2).

As such, we propose a practical methodology to add the value of the reject information in the model and observe the real bad rate (or G/B odds) per band, similar to the one that we would have observed if we would have accepted all applicants. We use the RR per each band (i) to correct the O-G/B odds. In particular, the correction factor (CF) is obtained multiplying the RR and the O-G/B odds per band (1). Then, the CF is deducted from the O-G/B odds to obtain the inferred G/B odds (I-G/B odds)(2). The I-G/B odds is used to derive the number of rejected clients that would have been good or bad if accepted (see Table 2).

$$CF_i = RR_i * O-B/R \text{ oddsi} \quad (1)$$

$$I-B/R \text{ oddsi} = O-B/R \text{ oddsi} - CF_i \quad (2)$$

■ Tabela 2 Distribuição de Scores com Inferência de Rejeição

Score Final	Nº Acei- tos	Nº Re- jeita- dos	Prop. A/R	Taxa de Re- jeição	Nº Bons Obs	Nº Ruins Obs.	Prop. Obs. B/R	Fator Corr	I Prop B/R	I Nº Ruins	I Nº Bons	R Nº Bons	R Nº Ruins	R Prop. B/R	Nº Solic.	% Solic.
< 776	219	272	0,81	0,55	173	46	3,76	2,08	1,68	162	110	283	208	1,36	491	9,94
823	293	200	1,47	0,41	248	45	5,51	2,24	3,28	61	139	387	106	3,65	493	9,98
860	301	175	1,72	0,37	277	24	11,54	4,24	7,30	24	151	428	48	8,92	476	9,64
892	359	152	2,36	0,30	328	31	10,58	3,15	7,43	20	132	460	51	8,93	511	10,34
914	374	124	3,02	0,25	355	25	14,20	3,54	10,66	12	112	467	37	12,76	498	10,08
937	370	117	3,16	0,24	347	23	15,09	3,62	11,46	10	107	454	33	13,67	487	9,86
960	421	87	4,84	0,17	102	19	21,16	3,62	17,53	5	82	484	24	20,20	508	10,28
985	388	93	4,17	0,19	374	14	26,71	5,17	21,55	4	89	463	18	25,26	481	9,74
1012	429	65	6,60	0,13	411	12	34,25	4,51	29,74	2	63	474	14	33,40	494	10,00
>1012	434	67	6,48	0,13	427	7	61,00	8,16	52,84	1	66	493	8	59,60	501	10,14
Total	3588	1352	2,65	0,27	3342	246	13,59	3,72	9,87	302	1050	4392	548	8,01	4940	100,00

■ Table 2 Score Distribution with Reject Inference

Final Score	# Accep- ted	# Rejec- ted	A/R Odds	Reject Rate	Obs. #Good	Obs. #Bad	Obs. G/B Odds	Corr Factor	I/G/B Odds	I #Bad	I #Good	R #Good	R #Bad	RG/B Odds	# App.	% App.
< 776	219	272	0.81	0.55	173	46	3.76	2.08	1.68	162	110	283	208	1.36	491	9.94
823	293	200	1.47	0.41	248	45	5.51	2.24	3.28	61	139	387	106	3.65	493	9.98
860	301	175	1.72	0.37	277	24	11.54	4.24	7.30	24	151	428	48	8.92	476	9.64
892	359	152	2.36	0.30	328	31	10.58	3.15	7.43	20	132	460	51	8.93	511	10.34
914	374	124	3.02	0.25	355	25	14.20	3.54	10.66	12	112	467	37	12.76	498	10.08
937	370	117	3.16	0.24	347	23	15.09	3.62	11.46	10	107	454	33	13.67	487	9.86
960	421	87	4.84	0.17	102	19	21.16	3.62	17.53	5	82	484	24	20.20	508	10.28
985	388	93	4.17	0.19	374	14	26.71	5.17	21.55	4	89	463	18	25.26	481	9.74
1012	429	65	6.60	0.13	411	12	34.25	4.51	29.74	2	63	474	14	33.40	494	10.00
>1012	434	67	6.48	0.13	427	7	61.00	8.16	52.84	1	66	493	8	59.60	501	10.14
Total	3588	1352	2.65	0.27	3342	246	13.59	3.72	9.87	302	1050	4392	548	8.01	4940	100.00

Esta tabela mostra a distribuição de scores após aplicação do modelo desenvolvido apenas com solicitantes aceitos, mas com inferência do desempenho dos solicitantes rejeitados. Usando a taxa de rejeição e a proporção de B/R, podemos inferir o desempenho dos clientes rejeitados por faixa de score. A segunda e a terceira apresentam o número de clientes aceitos e rejeitados. A quarta e

This table shows the score distribution after applying the model developed only on accepted applicants, but inferring the performance of rejected applicants. Using the reject rate and the G/B odds, we are able to infer the performance of the rejected clients per score band. In the first column, the final score is grouped into homogenous risk bands. In the second and third columns, the

a quinta calculam a proporção de aceitação/rejeição e a taxa de rejeição. A sexta e sétima fornecem o número observado de solicitantes bons e ruins dentre os aceitos. A oitava coluna calcula a proporção de bons/ruins. Na nona, é apresentado o Fator de Correção (FC) usado para calcular o número inferido de bons e ruins dentre os solicitantes rejeitados. Em seguida são calculados o número e a proporção reais de bons e ruins. As duas últimas colunas mostram, respectivamente, o número e a porcentagem de clientes.

Em última análise, esse método simples de inferência de rejeição irá fornecer uma classificação (inadimplente/não-inadimplente) de todos os solicitantes rejeitados, permitindo que calculemos a proporção B/R real por faixa de *score* (proporção R-B/R). Essa é a proporção de B/R que minimiza o viés de seleção amostral introduzido com o processo de aquisição. Fornece uma estimativa realista do risco por faixa de *score*. Trata-se da medida que a instituição financeira precisa usar para estabelecer qualquer tipo de estratégia associada a à carteira em questão (como ponto de corte, lucratividade e etc.). Deixar de aplicar a inferência de rejeição tende a levar a uma subestimativa considerável do risco de cada faixa de *score* e, especial, das faixas inferiores.

Estamos convencidos de que deve ser desenvolvido um novo modelo de solicitação, usando uma amostra aprimorada com inferência de rejeição, independentemente do nível de ganho em termos de Gini ou qualquer outra medida de poder preditivo do modelo. Eventualmente, a meta da inferência de rejeição é garantir que a amostra de desenvolvimento de qualquer modelo de *scoring* forneça uma representação verdadeira e realista do risco. A opção por desenvolver um modelo de *scoring* sobre uma amostra que

number of accepted and rejected clients is presented. In the fourth and fifth columns, the accept/reject odds and the reject rate are calculated. In the sixth and seventh columns, the observed number of good and bad applicants, between the accepted ones, is depicted. In the eighth column, the good/bad odds is calculated. In the ninth column, the correction factor (CF) used to derive the I-G/B odds is shown. In the following 3 columns, the I-G/B odds is presented and it is used to calculate the number of inferred good and bad between the rejected applicants. Then, the real number of goods and bad and the R-G/B odds is calculated. In the last two columns, the number and the percentage of clients are respectively shown.

Ultimately, this simple reject inference method will provide a classification (defaulted/non-defaulted) for all rejected applicants allowing us to calculate the real G/B odds per score band (R-G/B odds). This is the G/B odds that minimizes the sample selection bias introduced with the acquisition process and provides a realistic estimate of risk per score band. This is the measure that the financial institution needs to use to set any kind of strategy associated with this portfolio (e.g. cut-off, profitability, etc.). Not applying reject inference is likely to lead to a significant underestimation of risk for each score band and for the lowest ones, in particular.

We are convinced that a new application model should be developed using a sample enhanced with reject inference independently from the level of improvement in the Gini or in any other measure of prediction power of the model. Eventually, the goal of reject inference is to ensure that the development sample of any scoring model provides a truthful and realistic representation of risk. The choice of developing a scoring model on

inclua o viés de seleção pode ser aceitável do ponto de vista estatístico (se ficar comprovado que o viés é pequeno), mas levará sempre a soluções equivocadas ou ineficientes do ponto de vista empresarial.

4. Conclusões

Abordamos neste artigo o tema da inferência de rejeição. Num levantamento de diversos outros estudos dedicados a temas semelhantes e com o acréscimo de uma nova metodologia, comparamos as evidências e conclusões recebidas e as ampliamos com diversas outras conclusões importantes.

Primeiro, ao contrário da maioria da literatura recente, acreditamos que o viés de seleção amostral em *scoring* de crédito não deve ser encarado apenas sob o ponto de vista estatístico. Embora a inferência de rejeição possa aumentar a precisão preditiva de um modelo para solicitações de crédito, explicamos que a maior parte dos benefícios colhidos encontra-se do lado empresarial, sob a forma de um processo de solicitação mais eficiente e compreensível (reduzindo, por exemplo o número de solicitantes encaminhados para reavaliação ou o de decisões revertidas).

Em segundo lugar, demonstramos que o estabelecimento de qualquer estratégia para o risco (como fixação de ponto de corte ou cálculo de medidas de lucratividade) baseado numa amostra que inclua apenas os clientes aceitos pode levar a decisões equivocadas e perigosas. Os solicitantes rejeitados devem contribuir para o fornecimento de uma representação significativa e verdadeira do risco e a inferência de rejeição é a melhor maneira de incorporar essas valiosas informações aos modelos de *scoring*.

Finalmente, apresentamos uma metodologia prática que pode ser usada para inferir o desempenho dos solicitantes rejeitados e incluí-los na amostra de desenvolvimento. Não se trata de uma metodologia sofisticada, mas ainda assim

a sample including selection bias can be acceptable from a statistical point of view (if the bias are proved to be minor), but will always lead to wrong or inefficient solutions from the business perspective.

4. Conclusions

In this paper, we have addressed the subject of reject inference. Surveying several other studies focusing on a similar theme and adding a new methodology, we compare and expand upon the received evidence and conclusions with several important findings.

First, in contrast with most of the recent literature, we believe that sample selection bias in credit scoring should not be considered only from the statistical point of view. Although reject inference can improve the prediction accuracy of an application model, we have explained that most of benefits are going to be reaped on the business side, improving efficiency and comprehensibility of the application process (e.g. reducing the level of referred and overridden applicants).

Second, we have demonstrated that setting any risk strategy (e.g. setting cut-off or calculating profitability measures) based on a sample including only accepted clients would lead to wrong and dangerous decisions. Rejected applicants must contribute to provide a meaningful and truthful picture of risk and reject inference is the best way to incorporate their valuable information into scoring models.

Last, we have presented a practical methodology that can be used to infer rejected applicants' performance and include them in the development sample. This is not a sophisticated statistical methodology, but provides acceptable and easy-

fornece resultados aceitáveis e de fácil compreensão. Testamos a metodologia com uma amostra de empréstimos pessoais sem garantia concedidos no Brasil e encontramos resultados positivos.

Concluimos que a inferência de rejeição deve receber atenção adequada das instituições financeiras que desejem automatizar seu processo de aquisição, assegurando, assim, que seus modelos sejam aceitos e compreendidos pelos gerentes de crédito. Só assim os bancos poderão colher o máximo benefício em termos de eficiência e solidez de suas estratégias de aquisição. O aumento da precisão preditiva dos modelos de *scoring* não deve ser encarado como meta principal das técnicas de inferência de rejeição. Pelo contrário, estamos convencidos de que a inferência de rejeição deve ser usada para aprimorar as amostras de desenvolvimento de todos os modelos de solicitação de crédito, independentemente dos benefícios estatísticos que ofereçam ou deixem de oferecer.

5. Notas

1. Dependendo da variável dependente binária escolhida, “bom” e “ruim” terão significados diferentes. Para os modelos de risco de crédito, esses termos estão normalmente associados a clientes não-inadimplentes e inadimplentes, respectivamente, de acordo com observações por pelo menos um ano após a contratação. Nos termos do Basileia II, o evento de inadimplência costuma ser definido como 90 dias após a data de vencimento de uma obrigação financeira.

2. Para uma discussão mais detalhada desse tema, ver Sabato (no prelo).

3. *Scorecards* peritos são baseados em pesos subjetivos atribuídos por um analista, enquanto os genéricos são desenvolvidos a partir de pools de dados de bancos ativos no mesmo mercado. Para uma análise mais detalhada das possíveis soluções que

to-understand results. We have tested this methodology on a sample of Brazilian unsecured personal loans and we have found positive results.

We conclude that reject inference should be regarded with appropriate attention from financial institutions willing to automate their acquisition process in order to ensure that their models will be accepted and understood by the underwriters. Only in this way will banks make sure to reap the highest level of benefits in terms of efficiency and soundness of acquisition strategies. The increase in the prediction accuracy of scoring models should not be considered as the main goal of reject inference techniques. Instead, we are convinced that reject inference should be used to enhance development samples of all application models regardless of the statistical benefits that may, or may not, bring.

5. Notes

1. Depending on the chosen binary dependent variable, “good” and “bad” will have different meanings. For credit risk models, these terms are usually associated with non-defaulted and defaulted clients, respectively, as observed at least one year after the client has been booked. Following Basel II, the default event is usually defined as 90 days past due on a financial obligation.

2. For a more detailed discussion on this topic, see Sabato (forthcoming).

3. Expert scorecards are based on subjective weights assigned by an analyst, while generic scorecards are developed on pooled data from other banks operating in the same market. For a more detailed analysis of the possible solutions that banks can consider when

os bancos podem considerar quando não há dados históricos o bastante disponíveis, ver Sabato (2008).

4. Ver nota 1.

5. O risco de reputação é o potencial de que publicidade negativa (seja ou não verdadeira) referente às práticas de uma instituição cause a ela perda direta ou indireta. Com a atual crise econômica, esse assunto tornou-se muito relevante para a maioria das autoridades reguladoras, que desejam garantir que a instituição financeira não ofereça mais a seus clientes crédito além daquele com que podem arcar, dentro do razoável. Essas novas regras são conhecidas no Reino Unido como “Justo Tratamento do Cliente” (“Treat Customer Fairly” – TCF). Para maiores detalhes, ver <http://www.fsa.gov.uk/Pages/Doing/Regulated/tcf/index.shtml>.

6. O ponto de corte é o limite normalmente estabelecido durante a implementação de um modelo de *scoring* para automatizar o processo de aquisição. Solicitantes abaixo desse ponto são rejeitados, enquanto aqueles que se encontram acima dele são aceitos. Na realidade, é sempre estabelecida em torno do corte uma região (conhecida como área cinzenta) cujas solicitações são encaminhadas aos gerentes de crédito para análise mais detida. Quanto maior essa área, menor a eficiência do processo de solicitação.

7. O modelo de Heckman se baseia nas seguintes premissas: 1) especificação plena das aquisições de concessão e inadimplência e 2) aplicação a variáveis contínuas.

8. Para um panorama mais abrangente dos estudos sobre inferência de rejeição, ver Chen e Astebro [2001] e Parnitzke [2005].

9. As solicitações referem-se ao período de janeiro a março de 2007. O desempe-

not enough historical data is available, see Sabato (2008).

4. See note number 1.

5. Reputational risk is the potential that negative publicity regarding an institution's business practices, whether true or not, will cause a direct or indirect loss to the institution. With the current economic crisis, this topic has become very relevant for most supervisory authorities that want to ensure that financial institution will not offer anymore credit to clients above the level that they can reasonably afford. These new rules are known in UK as "Treat Customer Fairly" (TCF). For more details, see <http://www.fsa.gov.uk/Pages/Doing/Regulated/tcf/index.shtml>.

6. Cut-off is the threshold that is generally set during the implementation of a scoring model to automate the acquisition process. Applicants below cut-off should be rejected and the ones above accepted. In reality, an area (known as grey area) where applications are referred to underwriters to be better assessed is always set around the cut-off. The bigger this area, the less efficient the application process is going to be.

7. Heckman's model is based on the assumptions that: 1) the granting and default equations are fully specified and 2) it applies to continuous variables.

8. For a more comprehensive overview of reject inference studies see Chen and Astebro (2001) and Parnitzke (2005).

9. Applications cover the period from January to March 2007. Performance for accepted applicants is ob-

no dos solicitantes aceitos é observado por um ano após a solicitação. O cliente é definido como inadimplente se estiver com atraso de 90 dias ou mais. Do contrário, o cliente é considerado bom (ou seja, em dia).

10. Para aplicar a metodologia proposta neste artigo, as instituições financeiras devem contar com as informações dos solicitantes aceitos e rejeitados. As variáveis de solicitação mais comumente usadas são informações socio-demográficas (como estado civil, tipo de residência, tempo de residência no endereço atual, ocupação, tempo no emprego atual, telefone de contato, número de filhos, relação entre prestação e renda, etc). Quando há um bureau de crédito no mercado, as informações que podem ser obtidas de outras instituições financeiras quanto ao comportamento do solicitante também são uma variável de alta importância que pode ser usada em modelos de solicitação.

O teor deste artigo e as opiniões nele expressas são do autor e não refletem necessariamente a visão do Royal Bank of Scotland

served one year after. A client is defined as defaulted if he is 90 or more days past due. Otherwise the client is considered to be good (i.e. current).

10. In order to apply the methodology proposed in this paper, a financial institution needs to have collected applicant's information for accepted and rejected clients. The most common application variables used are socio-demographic information about the applicants (e.g. marital status, residence type, time at current address, type of work, time at current work, flag phone, number of children, installment on income, etc). When a credit bureau is available in the market, the information that can be obtained related to the behaviour of the applicant with other financial institutions is an extremely powerful variable to be used in application models.

The material and the opinions presented and expressed in this article are those of the author and do not necessarily reflect views of Royal Bank of Scotland

Gabriele Sabato

Obteve seu Ph.D em Finanças pela Universidade de Roma "La Sapienza". Enquanto doutorando, passou um ano na L.Stern School of Business, realizando pesquisas com o Prof E. Altman. Atualmente trabalha no Grupo de Risco de Crédito do Royal Bank of Scotland em Amsterdam. Antes disso, foi por quatro anos consultor da Experian Decision Solutions na Europa. O Dr. Sabato pode ser contatado por email (gabriele.sabato@rbs.com ou info@gabrielesabato.it) ou por telefone (+31 6 51 39 99 07). Endereço: Group Credit Risk, Gustav Mahlerlaan 10, P.O. Box 283 (HQ2047), 1000EA Amsterdam, The Netherlands.

Got the Ph.D in Finance at University of Rome "La Sapienza". During his Ph.D he spent one year at L.Stern School of Business doing research with Prof E. Altman. Currently, he works in the Group Credit Risk of Royal Bank of Scotland in Amsterdam. Before this, he worked four years as consultant for Experian Decision Solutions in Europe. Dr. Sabato can be contacted by e-mail gabriele.sabato@rbs.com or info@gabrielesabato.it Tel.: +31 6 51 39 99 07. Address: Group Credit Risk, Gustav Mahlerlaan 10, P.O. Box 283 (HQ2047), 1000EA Amsterdam, The Netherlands.

- ASH, D. e MEESTER S., (2002), "Best Practices in Reject Inferencing". Apresentação à Credit Risk Modelling and Decisioning Conference, Wharton Financial Institutions Center, Philadelphia, maio de 2002.
- ASTEBRO, T. and CHEN. G., (2001), "The Economic Value of Reject Inference in Credit Scoring". In L. C. Thomas, J. N. Crook and D. B. Edelman (eds.): "Credit Scoring and Credit Control VII," Proceedings of Conference held at University of Edinburgh.
- BANASIK, J. L., CROOK. J. N. and THOMAS L. C., (2003), "Sample selection bias in credit scoring models", Journal of the Operational Research Society, Vol. 54, pp. 822-832.
- BOYES, W., HOFFMAN. D. L. and LOW .S. A., (1989): "An econometric analysis of the bank credit scoring problem," Journal of Econometrics, Vol. 40, Nr.1, pp. 3-14.
- COPAS, J. B. and LI .H. G., (1997), "Inference for non-random samples (with discussion)", Journal of the Royal Statistical Society, Ser. B, Nr. 59, pp. 55-95.
- CROOK, J. N. and BANASIK .J. L., (2004). "Does reject inference really improve the performance of application scoring models?", Journal of Banking and Finance, Vol. 28, Nr.4, pp. 857-874.
- DONALD, S. G., (1995), "Two-step estimation of heteroskedastic sample selection models", Journal of Econometrics, Vol. 65, Nr. 2, pp. 347-380.
- FEELDERS, A. J., (1999): "Credit scoring and reject inference with mixture models," International Journal of Intelligent System in Accounting, Finance and Management, Vol. 8, Nr.4, pp. 271-279.
- GREENE, W., (1998), "Sample selection in credit-scoring models", Japan and the World Economy, Vol. 10, Nr.3, pp. 299-316.
- HAND, D. J. (1998), "Reject inference in credit operations," in Credit Risk Modeling: Design and Application (ed. E. Mays), pp. 181-190, AMACOM.
- HAND, D. J. (2002), "Measurement and prediction models in consumer credit". Presentation at Credit Risk Modelling and Decisioning Conference, Wharton Financial Institutions Center, Philadelphia, May 2002.
- HAND, D. J. and HENLEY.W.E., (1993), "Can reject inference ever work?", IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry, Vol. 5, Nr.4, pp. 45–55.
- HAND D.J. and HENLEY. W.E., (1994), "Inference about rejected cases in discriminant analysis". In E. Diday, Y. Lechevallier, M. Schader, P. Bertrand, and B. Burtschy, editors, "New approaches in classification and data analysis", Springer, New York, pp. 292–299.
- HECKMAN, J. J., (1979), "Sample selection bias as a specification error", Econometrica, Vol. 47, Nr. 1, pp. 153-161.
- JACOBSON, T., and ROSZBACH. K. F., (1999), "Evaluating bank lending policy and consumer credit risk," in Computational Finance 1999 (edited by Yaser S. Abu-Mostafa et al.) the MIT Press.
- JOANES, D. N., (1994), "Reject inference applied to logistic regression for credit scoring," IMA Journal of Mathematics Applied in Business & Industry, Vol. 5, Nr.1, pp. 35-43.
- LITTLE, R. J. A. and RUBIN. D. B., (1987), "Statistical Analysis with Missing Data", Wiley, New York.
- MEESTER S., (2000), "Reject inference for credit scoring model development using extrapolation", Mimeo, CIT Group.
- PARNITZKE, T., (2005), "Credit Scoring and the Sample Selection Bias", Working paper, www.defaultrisk.com.
- ROSENBERG, E. and GLEIT. A., (1994), "Quantitative methods in credit management: A survey", Operations Research, Vol. 42, Nr. 4, pp. 589–613.
- SABATO, G. (2008), "Managing credit risk for retail low-default portfolios". In "Credit Risk: Models, Derivatives and Management", N. Wagner Ed., Chapman & Hall/CRC Financial Mathematics Series.
- SABATO, G. (forthcoming), "Credit Risk Scoring Models". In "Encyclopedia of Quantitative Finance", Rama Cont Ed., Wiley and Sons, New York.

Risco, Recompensa e a Imperativa do Crédito a PMEs

Risk, Reward and the SME Lending Imperative



Stephen Gildert

Os governos de todo o mundo exigem que os bancos de varejo aumentem a concessão de crédito a PMEs e o façam a taxas de juros menores. Os bancos – que sempre foram prudentes em suas atividades de crédito a PMEs – estão ansiosos por emprestar, mas o crédito a PMEs traz desafios, inclusive o custo operacional da decisão de crédito e a percepção generalizada de dificuldade de monitoramento e controle de maus créditos.

Palavras-chave: pequenas e médias empresas, *score* de crédito

A abordagem tradicional ao crédito comercial é manual e requer tempo. Com menor disponibilidade de dados e risco mais elevado do que o crédito ao consumidor, as decisões de empréstimo a PMEs tradicionalmente baseiam-se na perícia local em subscrição. Para empresas de menor porte, a abordagem emprega informações qualitativas e análises financeiras para levar a uma decisão subjetiva tomada por gerentes hábeis. Isso pode exigir horas de investigação e visitas in-loco e entrevistas com os proprietários. Uma decisão a respeito de um crédito relativamente modesto pode levar diversos dias. Embora esse nível de diligência possa ser adequado para níveis mais elevados de crédito com maiores retornos em potencial, não se alinha com a maioria dos empréstimos a PMEs – grandes volumes de organizações de micro e pequeno porte que solicitam pequenos valores e onde o resultado para o banco pode facilmente ser anulado pelo custo do processo de tomada de decisão.

Além disso, empresas de médio porte já estabelecidas, que representam a parte mais segura do mercado de PMEs, estão passando por um momento de desalavancagem. Essas empresas, que entendem melhor o crédito, o têm solici-

Governments everywhere are demanding that retail banks boost their lending to SMEs, and do so at lower interest rates. Banks – which have historically been prudent in their SME lending activities – are keen to lend, however there are challenges when lending to SMEs, including the operational cost of a lending decision, and the generally perceived difficulty of monitoring and controlling bad debt.

Key words: small and medium enterprises, credit score

The traditional approach to commercial lending is manual and time-consuming. With less data available and an inherently higher risk than consumer lending, SME lending decisions have traditionally been based on local expertise in underwriting. For smaller businesses this approach uses qualitative information and financial analysis for a subjective decision by skilled business managers. This can include hours of investigation, incorporating site visits and interviews with the proprietors. A lending decision for a relatively modest amount can take several days to complete. While this level of diligence is appropriate for higher levels of lending with larger potential returns, it is out of kilter with the majority of SME lending – large volumes of small and micro-organisations requesting relatively small amounts of credit, where the income for the bank can easily be outweighed by the cost of the lending decision process.

Furthermore, established medium sized firms, the safer part of the SME market, are currently going through a period of deleveraging. These more credit savvy businesses are demanding less cred-

tado em menor quantidade, gerenciando seu caixa, reduzindo estoques e protegendo-se para fazer frente à atual crise econômica. A demanda por crédito ainda vem de empresas cuja avaliação de risco é mais difícil se empregados os métodos tradicionais: iniciantes desconhecidas, pequenas Limitadas que não precisam prestar contas detalhadas e firmas individuais e sociedades civis que não prestam quaisquer declarações a não ser as referentes a impostos.

Para emprestar lucrativamente ao segmento de PMEs, os bancos precisam ter a capacidade de tratar cada empresa como uma entidade individual, com base em seu perfil de risco, sua capacidade de arcar com o custo do crédito e sua vulnerabilidade às flutuações da conjuntura do mercado. Precisam, ainda, gerenciar o relacionamento ao longo de todo o ciclo de crédito a um custo que permita conceder empréstimos de modo lucrativo.

A Experian acredita que, ao implementar processos de crédito baseados em *scoring* mais frequentemente encontrados no ambiente de crédito de consumidor e ao automatizar decisões nos pontos adequados, os bancos se posicionarão da melhor forma para gerenciar o risco. Eles poderão, ainda, reduzir os custos associados ao crédito e garantir que as pequenas empresas tenham acesso aos serviços financeiros de que necessitam para desempenhar uma função fundamental na economia global e no desenvolvimento futuro da riqueza.

Introdução

O mercado de pequenas e médias empresas (PMEs) —há muito um favorito dos bancos de varejo — costuma oferecer bons níveis de retorno sobre o capital e muito menos volatilidade de maus créditos do que a média do setor *corporate*. Como as PMEs representam uma parte significativa da maioria das economias do mundo, o segmento também oferece uma enorme oportunidade. As PMEs são uma fonte

it, managing for cash, reducing inventory and hunkering down to weather the current economic storm. Demand for credit continues to come from businesses where the assessment of risk is less easy using traditional methods: unproven start-ups, small Limited Companies that do not have to report detailed accounts to Companies House, and sole traders and partnerships that do not file any accounts other than for tax purposes.

In order to lend profitably to the SME sector, banks need to be able to treat each business as an individual entity based on its risk profile, ability to afford the credit and vulnerability to changing market conditions. Banks must also, however, manage the relationship across the entire credit life-cycle at a cost that enables lending to be carried out profitably.

Experian believes that by implementing scoring based lending processes more commonly found in consumer lending environments and automating decisioning where appropriate, banks will be optimally placed to manage risk, reduce the costs associated with lending and ensure small businesses have access to the financial services they need to play a fundamental role in the global economy and development of future wealth.

Introduction

The small and medium sized enterprise (SME) market, a long-established favourite for retail banks, traditionally offers good levels of return on capital and far lower bad debt volatility than the corporate sector average. With SMEs forming a significant part of the majority of world's economies, the sector also offers a huge opportunity. SMEs are a fundamental source of econom-

fundamental de crescimento econômico, inovação e emprego e em muitos países representam mais de 90% das empresas. E necessitam de fundos para investir, operar e crescer.

O crédito a PMEs costuma assumir as formas de cheque especial (crédito rotativo de curto prazo), cartões de crédito empresariais, empréstimos de curto prazo (com e sem garantia) e empréstimos de longo prazo (sempre com garantia). A maior parte do crédito é de grande volume e baixo valor – muito parecido com o concedido a clientes pessoa física. Atender este mercado de forma lucrativa é um grande desafio, mesmo porque para muitas organizações as práticas de crédito a PMEs ainda estão atrasadas em relação às aplicadas ao crédito ao consumidor.

A Explosão dos Microempreendimentos

O termo “PME” não tem definição universalmente aceita e varia de um ofertante de crédito para outro. O governo dos Estados Unidos define PMEs como empresas com menos de 500 empregados; a Comissão Européia usa diversas medidas, inclusive giro anual, giro anual do balanço e folha de pagamentos.

O número de empregados, contudo, raramente é empregado para segmentar as carteiras dos bancos, que preferem basear suas definições nos dados de que dispõem e em seus interesses financeiros. A definição mais comumente utilizada por bancos europeus é o giro anual. Normalmente, empresas com giro anual inferior a €3 milhões são consideradas “pequenas”. Isso condiz em linhas gerais com os critérios do Basileia II, que permite classificar exposições comerciais inferiores a €1 milhão como “outros créditos” e tratá-las nos termos da abordagem por *ratings* internos à mensuração do risco de crédito de produtos de varejo estabelecida pelo Novo Acordo da Basi-

ic growth, innovation and employment, and account for more than 90 percent of all firms in many countries. They require funds for investment, operation and growth.

SME lending usually takes the form of overdrafts (short-term revolving credit), business credit cards, short-term loans (secured and unsecured) and long-term loans (always secured). The majority of lending is large volume, small ticket unsecured lending – very similar to lending for personal customers. Serving this market profitably is a difficult challenge, not least because for many organisations SME lending practices still trail behind those of consumer lending.

The Explosion in Micro-enterprise

The term ‘SME’ does not have a universally accepted definition and varies from one credit provider to another. The US government defines SMEs as businesses with less than 500 employees; the European Commission by various measures, including annual turnover, annual balance sheet turnover and headcount.

The number of employees, however, is only occasionally used to segment business portfolios in banks, which prefer to base their definitions on the data they have and their financial interest. The most common definition used by European banks is based on annual turnover. Typically, businesses with an annual turnover under €3 million are classified as ‘small’. This is broadly consistent with Basel II, which allows commercial exposures under €1 million to be defined as “other lending” and treated under the internal ratings-based approach to measuring credit risk of retail products set out under the Basel II accord. For the purposes of this re-

léia. Para os fins deste artigo, empresas de médio porte serão aquelas que têm entre 101 e 500 empregados, pequenas serão as que tem entre 11 e 100 pessoas e microempresas serão aquelas com menos do que 10 empregados.

O Papel da Experian no Crédito a PMEs

A Experian fornece uma gama de dados, *softwares* e ferramentas analíticas que permitem aos credores gerenciar o risco, controlar os custos e melhorar a experiência do cliente ao longo de todos os estágios do ciclo de crédito. As informações externas fornecidas pela Experian, combinadas com aquelas que o *software* da Experian extrai dos sistemas de TI de cada organização, são tratadas holisticamente por *scorecards* analíticos para permitir a tomada de decisões cruciais de negócios. Os consultores da Experian podem ajudar os credores a estabelecer e gerenciar as regras de tomada de decisão que regem o funcionamento dos *scorecards*, permitindo que as instituições de crédito implementem de forma objetiva e consistente suas próprias políticas de crédito.

Os Atuais Desafios em Crédito a PMEs

Pressão política por aumento do crédito, especialmente em bancos estatais

Governos de todo o mundo têm exigido que os bancos de varejo aumentem o crédito a PMEs e o façam a taxas de juros menores. Os bancos — que sempre foram prudentes em suas atividades de crédito a PMEs — estão ansiosos por emprestar, mas precisam enfrentar diversos desafios para melhor equilibrar o risco e a recompensa envolvidos.

Devido à crise de crédito no extremo mais seguro do mercado de PMEs, o das empresas estabelecidas de médio porte, está pas-

port, we will refer to medium sized enterprises as those with between 101 and 500 employees, small businesses as those with between 11 and 100 people, and micro organisations as those with less than 10 staff.

Experian's Role in SME Lending

Experian provides a range of data, software and analytical tools that enable lenders to manage risk, control costs and improve the customer experience throughout all stages of the credit lifecycle. The external information Experian provides, combined with information mined by Experian software from an organisation's own IT systems, is considered holistically by analytical scorecards to enable crucial business decisions to be made. Experian consultants can assist lenders in setting and managing the decisioning rules that govern how these scorecards work, allowing lenders to implement their own lending policies objectively and consistently.

The Challenges of SME Lending Today

Political pressure to increase lending, especially government owned banks

Governments globally are demanding that retail banks boost their lending to SMEs, and do so at lower interest rates. Banks – which have historically been prudent in their SME lending activities – are keen to lend, however there are a number of challenges they need to address in order to most effectively balance the risk and reward involved.

Due to the credit crisis in the safer end of the SME market, established medium sized firms, are going through a

sando por um período de desalavancagem. Essas empresas que entendem melhor o crédito o estão demandando em menor quantidade, gerenciando seu caixa, reduzindo estoques e preparando-se para enfrentar a crise. A demanda por crédito continua no extremo mais arriscado: iniciantes desconhecidas, pequenas limitadas que não precisam prestar contas detalhadas às autoridades e firmas individuais e sociedades civis que não apresentam quaisquer contas além das declarações de impostos.

Alto Custo de Atendimento

Com menos dados disponíveis e risco inerentemente mais elevado do que o crédito ao consumidor, as decisões de crédito a PMEs baseiam-se tradicionalmente na perícia local em subscrição. Essa abordagem combina informações qualitativas e análise financeira para levar a uma decisão subjetiva tomada por gestores hábeis. Isso pode exigir horas de investigação, inclusive visitas in-loco e entrevistas com os proprietários. Uma decisão de crédito de valor relativamente modesto pode levar dias para ser concluída.

Esta abordagem tradicional, semelhante à usada no crédito *corporate*, não é adequada a empréstimos ao segmento de PMEs que, quando analisado, revela linhas de alto volume e baixo valor mais parecidas com o crédito ao consumidor. Algumas estimativas sugerem que até 65% das contas de PMEs dos bancos destroem valor, devido, em grande parte, aos elevados custos de atendimento, dos quais os custos de concessão de empréstimos representam parcela significativa.

O custo operacional gerado pela determinação de aceitação ou não de uma solicitação de crédito apresentada por uma PME pode, frequentemente, ser maior do que o retorno em potencial e, não raro, muitas instituições financeiras deixam de incentivar créditos

period of deleveraging. These more credit savvy businesses are demanding less credit, managing for cash, reducing inventory and hunkering down to weather the storm. Demand for credit continues to come from the riskier end: unproven start-ups, small Limited Companies that do not have to report detailed accounts to the authorities, and sole traders and partnerships that do not file any accounts other than for tax returns.

High Costs to Serve

With less data available and an inherently higher risk than consumer lending, SME lending decisions have traditionally been based on local expertise in underwriting. This approach uses qualitative information and financial analysis combined for a subjective decision by skilled business managers. This can entail hours of investigation, including site visits and interviews with the proprietors. A lending decision for a relatively modest amount can take several days to complete.

This traditional approach, similar to that used for corporate lending, is out of kilter with SME sector borrowing, which when analysed reveals high volume, small ticket credit facilities more akin to consumer lending. Some industry estimates suggest that as many as 65 percent of banks' SME business accounts are value destroying for them, largely due to the high costs to serve, of which lending costs are a significant portion.

The operational cost generated by determining whether to accept a SME credit application can often be higher than the potential return, and it is not uncommon to find that many financial institutions do not encourage

de baixo valor a PMEs porque o tempo e os esforços envolvidos são desproporcionais frente às receitas geradas, se comparadas às de crédito ao consumidor em transações de porte semelhante.

Esse desafio é exacerbado pelo ambiente atual. As empresas estabelecidas de médio porte, tomadoras de valores que permitem relacionamentos bancários mais lucrativos, têm ativos para dar em garantia e sobre as quais há informações financeiras disponíveis, representam historicamente uma melhor relação risco/recompensa do que empreendimentos de menor porte. Mas estão passando por um período de desalavancagem, demandando menos crédito, gerenciando seu caixa, reduzindo estoques e preparando-se para enfrentar a atual crise econômica.

A demanda por crédito prossegue entre empresas cuja avaliação de risco é mais difícil quando empregados os métodos tradicionais: iniciantes desconhecidas, pequenas Ltda.s que não precisam prestar contas detalhadas às autoridades e firmas individuais e sociedades civis que não fazem divulgações além daquelas para fins tributários.

Aumento da insolvência e maior atividade em cobrança para os gestores de relacionamento

Em muitos mercados, a atual conjuntura econômica representa desafios significativos para as PMEs, muitas das quais nunca tiveram que enfrentar uma recessão. Grande parte dos desafios por elas enfrentados decorre da menor disponibilidade de capital. A falta de crédito cria problemas para empresas que se habituaram a isso para manter o fluxo de caixa. Assim, as empresas estão acumulando caixa e — em alguns casos — adiando pagamentos para minimizar problemas de fluxo de caixa. Ademais, os consumidores es-

lower value SME lending because the time and effort is out of all proportion with the revenues generated when compared to consumer lending for similar sized deals.

This challenge is exacerbated in the current environment. Established medium sized firms, which borrow sums of money that allow more profitable banking relationships, have assets as security and for which quality financial information is available, have historically represented a better risk/reward ratio than their smaller counterparts. They are, however, going through a period of deleveraging, demanding less credit, managing for cash, reducing inventory and hunkering down to weather the current economic storm

Demand for credit continues to come from businesses where the assessment of risk is less easy using traditional methods: unproven start-ups, small limited companies that do not have to report detailed accounts to the authorities, and sole traders and partnerships that do not file any accounts other than for tax purposes.

Rising insolvencies and increased collection activity for relationship managers

In many markets the current economic climate is posing significant challenges for SMEs, many of which will not have experienced a recession before. Many of the challenges faced by businesses stem from reduced capital availability. A shortage of credit creates issues for businesses that have come to rely on it for maintaining cash flow. As a result, businesses are hoarding cash and – in some cases – delaying payments to minimise cash flow issues. Furthermore, consumers are cutting back on

tão reduzindo seus gastos e as empresas têm racionalizado fornecedores, pressionando as PMEs de todos os setores.

Com seus devedores em dificuldades ou mesmo quebrando, as PMEs se veem menos capazes de honrar seus compromissos de crédito. As instituições de crédito têm percebido aumentos substanciais das inadimplências em empréstimos e da atividade de cobranças dos gestores de relacionamento. Contas historicamente tidas como lucrativas e de baixo ou médio risco cada vez mais entram em procedimento de cobrança por causa da mudança do cenário econômico e, como diversos credores buscam pagamento dos mesmos clientes, o desafio de cobrança é crescente.

No Reino Unido, por exemplo, onde as taxas de falência ainda são menores do que durante a recessão do começo da década de 1990, ainda assim 2,5% das empresas britânicas quebraram desde julho de 2007 e as aquelas que empregam entre 10 e 100 pessoas são as que mais têm falido. Nesse segmento, as insolvências explodiram no último trimestre de 2008 e no primeiro semestre de 2009, quando cerca de 30 pequenas empresas por dia fechavam as portas; e a situação ainda pode piorar. Em recessões anteriores, as taxas de inadimplência comercial atingiram seu pico cerca de seis trimestres depois de uma queda significativa do PIB. Embora se espere que seja possível evitar um maior declínio, a história sugere que ainda é possível que as taxas de inadimplência tripliquem entre as PMEs.

Os dados de taxa de insolvência da Experian destacam o fato de que microempresas têm uma taxa de insolvência bastante estável, o que faz deste um segmento atraente para a concessão de crédito, desde que isso possa ser feito a um custo que permita um retorno razoável.

expenditure and organisations are rationalising suppliers, squeezing SMEs across the industrial spectrum.

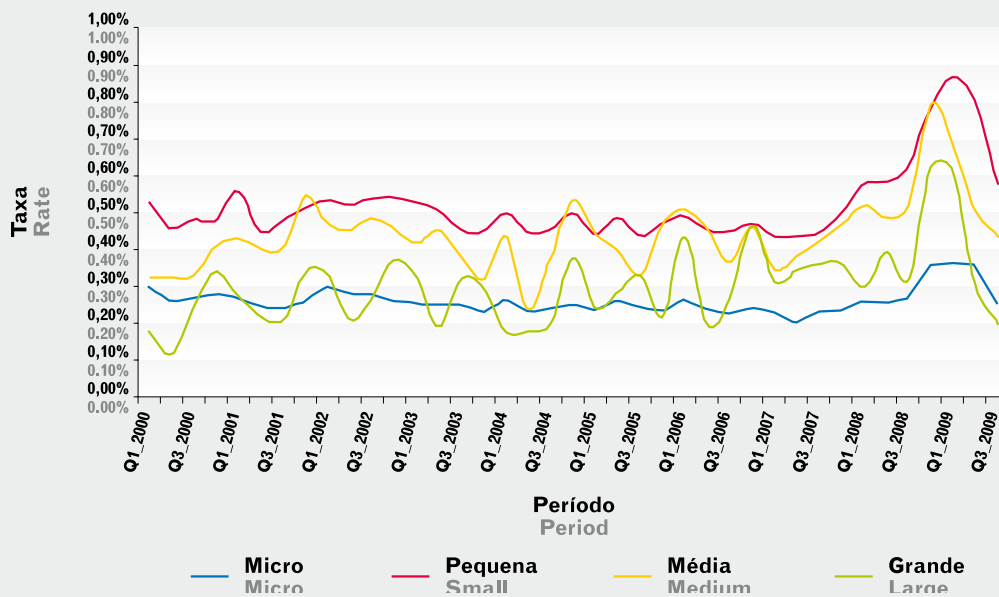
With debtors not paying, or going bust themselves, SMEs are less able to meet their credit commitments. Lenders are seeing substantial increases in loan defaults and collections activity for relationship managers. Accounts historically considered medium to low risk and profitable, are increasingly entering collections due to the changing economic climate, and with multiple parties likely to be seeking payment from the same customers, there is a significant mounting collections challenge.

For example in the UK where failure rates remain lower than the recession of the early Nineties, the fact remains that 2.5 percent of all UK businesses have failed since July 2007, and firms employing between 10 and 100 employees are going under at the highest rate. This segment saw insolvencies soar in the last quarter of 2008 and the first half of 2009, when around 30 small companies a day were going to the wall, and the situation could still get worse. In previous recessions commercial default rates peaked roughly six quarters after a significant decline in GDP. While it is hoped that further declines can be avoided, history indicates that we may still see default rates treble amongst the SME business population.

Experian's insolvency rate data also highlights the fact that micro businesses enjoy a fairly stable insolvency rate, making it an attractive segment to lend to, provided it can be done at a cost that allows a decent return to be made.

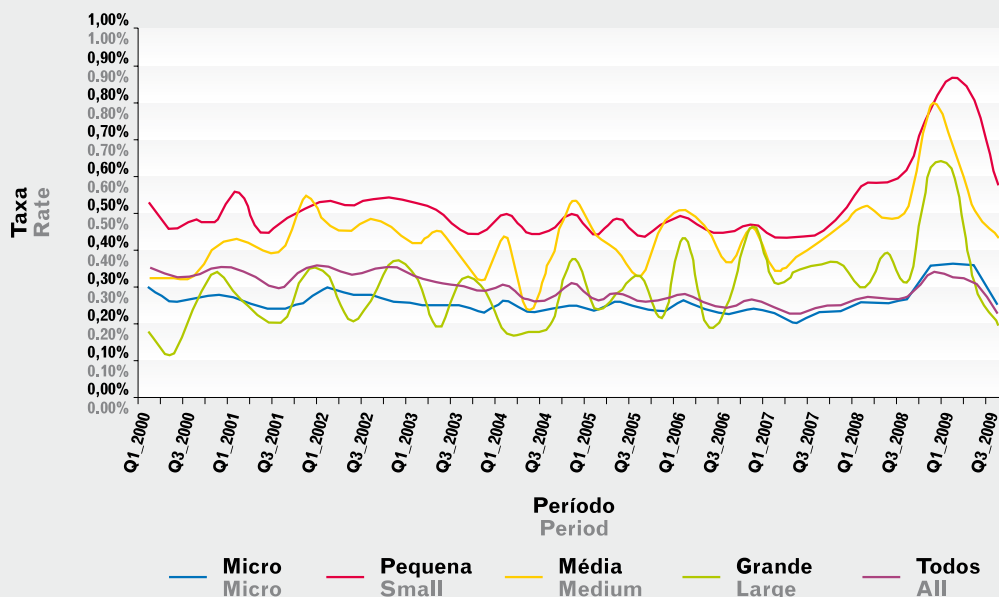
■ Gráfico 1 Taxa de insolvência por tamanho das empresas

■ Chart 1 Insolvency rate by company size



■ Gráfico 2 Taxa de insolvência por tamanho das empresas

■ Chart 2 Insolvency rate by company size



Complexidade da Clientela PME

Do ponto de vista da concessão de crédito, as PMEs são mais complexas do que os clientes pessoa física. Há dois grandes desafios no crédito a PMEs: o custo operacional da decisão de concessão e a percepção geral de dificuldade de controle e gestão de maus créditos. Ao contrário das entidades comerciais de maior porte, a maioria das PMEs não está obrigada a apresentar contas anuais. Assim, os dados tradicionalmente usados no crédito comercial, como índices financeiros baseados em ativo, passivo, patrimônio líquido e lucratividade, não estão prontamente disponíveis.

O comportamento financeiro das PMEs também é mais difícil de identificar do que o de clientes pessoa física porque as empresas podem variar muito. Ademais, diferentes tipos societários — como firmas individuais, sociedades civis e sociedades de responsabilidade limitada — criam mais uma dimensão de complexidade no que se refere ao tratamento fiscal e de contabilidade financeira. Também há variações comportamentais distintas. Algumas empresas exigem investimento e saídas mínimos para gerar receitas, ao passo que outras necessitam de significativo investimento de capital antes de começar a gerar receitas. Essa diversidade de operações requer diferentes exigências para crédito, diferentes interpretações de fluxo de caixa, liquidez e solidez financeira e diferentes abordagens à avaliação do risco de crédito.

Uma Nova Abordagem ao Ciclo de Crédito das PMEs

É genericamente aceito no segmento bancário de varejo que — na grande maioria dos casos — o crédito pessoal pode ser bem gerenciado por meio de uma abordagem analítica sofisticada e prescritiva baseada em dados quantitativos de fontes internas e externas.

Complexity of the SME Customer Base

SMEs are more complex entities than personal customers from a lending perspective. There are two key challenges when lending to SMEs: the operational cost of a lending decision, and the generally perceived difficulty of controlling and managing bad debt. Unlike larger commercial entities, the majority of SMEs are not required to file annual accounts. Therefore, traditional data for commercial lending, such as financial ratios based on assets, liabilities, net worth and trading profitability, are not readily available.

The financial behaviour of the SME is also less easy to identify than personal customers as businesses can vary substantially. Furthermore, different entity types – such as sole trader, partnership and limited company – create an added dimension of complexity in tax and financial accounting treatment. There are also distinct behavioural differences. Some businesses require minimal investment and outgoings to generate revenue, whereas others require significant capital investment before they can start generating revenue. This diversity of operation requires different lending requirements, different interpretation of the cash flow, liquidity and capital strength and different approaches to credit risk assessment.

A New Approach to the SME Credit Lifecycle

It is well accepted throughout retail banking that – for the overwhelming majority of cases – personal lending can be successfully managed using a sophisticated and prescriptive analytical approach, based on quantitative data from internal and external

Essa abordagem à gestão do risco poupa tempo e dinheiro, uma vez que analistas peritos só são necessários em casos complexos.

Para conceder crédito de maneira lucrativa ao segmento de PMEs, os bancos precisam ser capazes de tratar cada empresa individualmente com base em seu perfil de risco, capacidade de arcar com o custo do crédito e vulnerabilidade a variações das condições do mercado. Mas os bancos também precisam gerenciar o relacionamento ao longo de todo o ciclo de crédito a um custo baixo o bastante para permitir que a operação seja lucrativa.

A Experian acredita que implementar sistemas analíticos mais comumente encontrados nos ambientes de crédito ao consumidor aumentará as receitas dos bancos, reduzirá os maus créditos e garantirá o acesso das pequenas empresas aos serviços financeiros de que necessitam para representar um papel fundamental nas economias nacionais e no desenvolvimento futuro de riquezas.

Por meio de dados, *software* e sistemas analíticos que levam a operações mais enxutas, as instituições de crédito conseguem operar carteiras de consumidores lucrativas, baseadas em grandes volumes de clientes que exigem créditos de baixo valor. Além disso, está demonstrado que os modelos de *scoring* de crédito para pessoa física têm melhor desempenho do que a avaliação 'perita' no que se refere aos dados colhidos para a tomada de decisões de crédito ao consumidor, com os benefícios acessórios da velocidade e da consistência das decisões tomadas.

Para clientes comerciais, fatores qualitativos como a capacidade dos administradores, a solidez do setor no momento e o vigor da competição são importantes na compreensão do risco de crédito. Esses dados, entretanto, exigem análise por especialistas para proporcionar derivações e pesos precisos e adequa-

sources. This approach to risk management saves time and money, as expert underwriters are only required for complex cases.

In order to lend profitably to the SME sector, banks need to be able to treat each business individually, based on its risk profile, ability to afford the credit and vulnerability to changing market conditions. Banks must also, however, manage the relationship across the entire credit lifecycle at a cost that is low enough to enable lending to be done profitably.

Experian believes that by implementing analytics based lending processes more commonly found in consumer lending environments, this will increase revenues for banks, reduce bad debt and ensure small businesses have access to the financial services they need to play a fundamental role in a country's economy and development of future wealth.

By using data, software and analytics to run leaner operations, lenders have been able to run profitable consumer portfolios based on large volumes of customers requiring only small amounts of credit. Furthermore, consumer credit scoring models have been shown to outperform 'expert' assessment when considering data gathered for consumer credit decisions, with ancillary benefits such as speed and consistency of decision making.

For commercial customers qualitative factors such as the calibre of the management, current health of the sector and strength of competition, are important in understanding credit risk. Such data, however, requires experts to accurately derive and weight appropri-

dos. Recursos especializados são dispendiosos e um fator importante no custo operacional do crédito a PMEs.

Sendo as margens do crédito a PMEs tão estreitas, os credores devem considerar a possibilidade de automatizar muitas decisões de risco de crédito dessas contas para reduzir os elevados custos de atendimento à carteira de pequenas empresas. Os credores comerciais mais avançados já se movimentam nesse sentido. Um importante banco britânico com mais de um milhão de clientes PME recentemente implementou um sistema Experian de tomada de decisão baseado em *scoring* para automatizar os limites adicionais e as estratégias de renovação. Ao avaliar automaticamente o comportamento e o risco dos clientes PME, o banco elevou seus volumes de crédito concedido, melhorou a lucratividade de todos os produtos de empréstimo, priorizou casos de risco mais elevado e obteve melhor controle sobre os maus créditos. A abordagem também permitiu liberar 15% mais tempo de seus gerentes de relacionamento.

Agilização do Ambiente de Crédito a PMEs

O *software*, os sistemas analíticos e grande parte dos dados necessários para automatizar os processos de crédito a PMEs são de natureza semelhante aos empregados no suporte a decisões de crédito ao consumidor, um fator que elimina muitas das barreiras contra a adoção dessa nova abordagem. Não há uma solução padronizada para todos os cenários de negócio. Diante da complexidade e da diversidade das PMEs, pode ser mais difícil aplicar a abordagem prescritiva que funciona muito bem com as carteiras pessoa física.

Para esse ambiente mais desafiador se faz necessária uma abordagem mais complexa e baseada em regras. É preciso segmentar as contas com

ately. Such skilled resources are expensive and a major factor in the operational costs of SME lending.

With SME lending margins so thin, lenders should consider whether they can automate many credit risk decisions for SME accounts to reduce the high costs of servicing a small business portfolio. The most forward thinking commercial lenders are already taking strides in this direction. A leading UK bank, with over one million SME customers, recently put in place a score based decisioning system from Experian to automate shadow limits and renewals strategies. By automatically assessing the behaviour and risk of SME customers, the bank was able to increase lending volumes, improve the profitability of each lending product, prioritise higher risk cases and obtain far greater control over bad debt. The approach also enabled it to free up 15 percent more time for its relationship managers.

'Lean-lining' the SME Lending Environment

The software, analytics and much of the data required to automate SME lending processes are similar in nature to those used in consumer decision support, a factor that removes many of the barriers to adopting this new approach. One size does not fit all business scenarios. Given the complexity and diversity of SMEs, it can be harder to apply the prescriptive approach that works so well for consumer portfolios.

A more complex rules based approach is required for this more challenging environment. It is necessary to segment accounts based on sector, size, val-

base em setor, porte, valor e força do relacionamento, aplicando a automação de decisões onde funcione melhor, mas ainda empregando uma abordagem manual mais tradicional para as atividades de maior porte, complexidade, ou valor.

Uma Visão Holística do Risco das PMEs por Meio de Insight de Dados

A ausência de dados consistentes e prontamente disponíveis no segmento de PMEs até agora inibiu tentativas de automatizar a avaliação de risco. Ao desenvolver um *scoring* de crédito para empréstimos a PMEs é importante utilizar dados de múltiplas fontes, que visem diferentes dimensões do cliente.

As principais fontes de dados comerciais para uso na tomada de decisões com referência a PMEs podem ser divididas em quatro categorias principais:

- Demografia empresarial
- Dados financeiros
- Informações sobre crédito ou de domínio público
- Dados sobre os responsáveis pela empresa

• Demografia Empresarial

Dados referentes às operações de uma empresa muitas vezes são de grande valia para os modelos de crédito e — o que é mais importante — podem ser facilmente obtidos nos pontos de solicitação. Essas informações podem abranger: setor, idade da empresa, número de empregados, estrutura jurídica, giro, experiência da diretoria (anos na empresa) e número de diretores.

• Dados Financeiros

As principais informações financeiras devem ser consideradas de fornecimento obrigatório no ponto de solicitação. Com os elementos adiante é possível derivar e incluir no

ue and strength of the relationship, applying decision automation where it works best, still using a more traditional manual approach for the largest, most complex or highest value lending activity.

A Holistic Picture of SME Risk Through Data Insight

The fundamental lack of consistent and quickly available data in the SME sector has previously inhibited attempts to automate risk assessment. When developing credit scoring for SME lending it is important to utilise data from multiple sources that cover different dimensions of the customer.

The key sources of commercial data for use in SME decisioning can be broken up into four major categories:

- *Business demographics*
- *Credit or public record information*
- *Financial data*
- *Data on the principals of business*

• Business Demographics

Data pertaining to the operations of a business are often of great value to credit models, and – more importantly – are sourced quite easily at the point of application. This information may include: industry group, age of business, number of employees, legal structure, turnover, directors' experience (years on board), number of directors.

• Financial Data

Key financial details should be considered mandatory pieces of information to be provided at the point of application. By using the following elements a vari-

modelo de *scoring* de crédito diversos índices financeiros que medem a liquidez e a lucratividade: ativo circulante, passivo circulante, total do ativo, total do passivo, capital de giro, receita, lucro, patrimônio líquido, contas a receber e contas a pagar.

A incorporação de fontes internas de dados, como dados de conta corrente e fluxo de caixa, proporciona considerável capacidade preditiva aos modelos de tomada de decisão para pequenas empresas. Analisar os dados de transação em conta corrente e incorporá-los a um indicador de desempenho baseado em produto para gerar um grau de risco do cliente permite melhorar significativamente a granularidade e a discriminação das ferramentas de risco de crédito de pequenas empresas para novos empréstimos e casos de gestão de cliente.

É crucial incorporar dados de fluxo de caixa para avaliar a capacidade da empresa de fazer frente aos seus compromissos financeiros de curto prazo. Um fluxo de caixa negativo sem contrapartida ao crédito líquido quando esperado pode levantar sérios questionamentos quanto à viabilidade do negócio.

É importante observar que no extremo de pequenas empresas do espectro comercial, os dados financeiros fornecidos podem estar desatualizados ou ser pouco confiáveis. Quando existem, também podem ocultar detalhes para minimizar os impostos. Além disso, muitos proprietários de pequenas empresas, especialmente firmas individuais, usam produtos financeiros pessoais para fins empresariais.

- *Informações de Bureaus de Crédito Comercial*

Quando há informações históricas disponíveis, muitas vezes representam as informações mais poderosas e preditivas para a tomada de decisões de crédito. Se o solicitante já for

ety of different key financial ratios measuring liquidity and profitability can be derived and included in a credit scoring model: current assets, current liabilities, total assets, total liabilities, working capital, revenue, profit, net worth, accounts receivable and accounts payable.

The incorporation of internal data sources such as current account and cash flow data adds considerable predictive power to small business decisioning models. Analysing the current account transaction data and incorporating it with a product based performance indicator to create a customer risk grade, enables significant enhancement of granularity and discrimination to small business credit risk tools for new lending and customer management events.

Incorporating cash flow data to assess whether short-term financial commitments can be met by the business is paramount. Negative cash flow without a bounce back into net credit when expected can prompt serious questions to be asked about the viability of a business.

It is important to note that at the small business end of the commercial spectrum, financial details provided can often be out-of-date or unreliable. Where they exist, they may also not show the full picture to minimise tax. In addition, many small business proprietors, particularly sole proprietor businesses, use personal financial products for business purposes.

- *Commercial Credit Bureau Information*

When historical information is available, it is often the most powerful and predictive piece of information for making lending decisions. If the applicant is an ex-

cliente do banco, grande parte dessas informações pode ser obtida a partir do histórico interno de desempenho. Clientes PME, contudo, podem ter muitas linhas de crédito com diferentes instituições ou fontes de crédito mercantil e a instituição precisa ter em mente o fato de que nem sempre tem uma imagem completa da verdadeira posição de crédito de uma pequena empresa. O acesso a informações compartilhadas por meio de *bureaus* de crédito comercial pode agregar valor significativo ao processo de tomada de decisão para PMEs, revelando outros compromissos de crédito e exposições de outros credores.

As verificações em *bureaus* de crédito são realizadas em tempo real e para todas as organizações e endereços fornecidos. O uso de dados de *bureaus* de crédito pode permitir que o credor verifique e autentique a identidade do solicitante; encontre inconsistências entre os dados fornecidos com a solicitação e os entregues a outros credores; e verificar as demonstrações financeiras da entidade.

Os dados de *bureaus* de crédito podem ser usados para destacar mudanças aceleradas do vigor financeiro de uma organização. Uma fonte dinâmica de informação, que mostre o histórico de pagamentos perante outros credores e fornecedores pode proporcionar uma cobertura mais robusta e preditiva das PMEs, inclusive firmas individuais, sociedades civis e as menores empresas iniciantes. A deterioração dos padrões de pagamento pode ser um indicador precoce de delinqüência ou insolvência em potencial.

A legislação sobre proteção de dados e sigilo muitas vezes limita a extensão da consideração atribuída pelo credor aos dados pessoais ao tomar uma decisão sobre outra personalidade jurídica, como uma empresa, por exemplo. Mas as coisas começam a mudar. Em muitos países, os credores vêm concordando

isting customer of the bank, much of this information can be obtained from internal performance history. SME customers, however, may have multiple credit facilities with different lending organisations or sources of trade credit, and the institution must keep in mind that it does not always see the true borrowing position of a small business. Accessing information shared through third party commercial credit bureaux can add significant value to the SME decisioning process by determining other credit commitments and exposures across other lenders.

Credit bureau checks are made in real-time and carried out for all the organisations and addresses supplied. The use of credit bureau data can enable the lender to verify and authenticate the identity of the applicant; check for inconsistencies in the application data supplied with credit applications to other lenders; as well as check the entity's financial statements.

Commercial credit bureaux data can be used to highlight rapid changes in the financial strength of an organisation. A dynamic feed of information showing an entity's payment performance history with other lenders and suppliers can provide more robust and predictive coverage of SMEs, including sole traders, partnerships and the smallest of start-up organisations. Deterioration in payment patterns can be an early warning indicator of potential delinquency or even insolvency.

Data protection and confidentiality legislation often limits the extent to which a lender may consider personal data when making a decision about a different legal entity such as a business. Things are beginning to change though. In many countries lenders are agreeing to share busi-

em compartilhar dados sobre crédito a empresas, tanto positivos quanto negativos, por meio de *bureaus* de crédito. Em troca, obtêm acesso a um nível muito maior de dados de crédito a empresas e pessoas físicas para uso na tomada de decisões, facilitando uma avaliação mais precisa do risco de crédito no ponto de solicitação e aumentando a capacidade de identificação de solicitações fraudulentas e alteração dinâmica de perfis de risco.

- **Dados sobre os Responsáveis pela Empresa**

Uma das grandes dificuldades no crédito a empresas é obter dados sobre empresas recentemente constituídas. Um meio de lidar com esse problema é usar informações de crédito sobre os titulares ou diretores da empresa. Em muitos países, mediante autorização, permite-se que os bancos considerem as finanças pessoais dos diretores ou proprietários de uma empresa em sua tomada de decisões de crédito comercial.

Pesquisas demonstram que em empresas muito pequenas e recentemente constituídas, o desempenho futuro em crédito da empresa reflete fortemente o desempenho passado de seus responsáveis. Os dados pessoais são um acréscimo significativo aos dados empresariais para novos relacionamentos, como os com empresas iniciantes, ou relacionamentos “débil”, como aqueles com clientes que mantêm diversas linhas bancárias, revelando-se poderosos na previsão de quebra de empresas. No nível das PMEs, as finanças pessoais de um diretor ou proprietário estão intimamente associadas às da empresa propriamente dita. Assim, se uma empresa estiver com dificuldades de caixa, muitas vezes as finanças pessoais serão as primeiras a sofrer para preservar o fluxo de caixa da empresa.

ness credit data; both positive and negative via credit bureaux. In return they are able to access a much wider level of both business and consumer credit data for commercial credit decisioning, facilitating more accurate assessment of credit risk at the point of application, greater ability to spot fraudulent applications and greater ability to identify changes in risk profiles on an on-going basis.

- **Data on the Principals of Business**

One of the key challenges involved in business lending is obtaining data on newly established small companies. One means of tackling this is to use consumer credit information on the principals or directors of the business. In many countries, subject to consent, banks are able to consider the personal finances of a business's directors or proprietors in commercial lending decisions.

Research has shown that in very small and newly established businesses, future credit performance of the business is strongly reflected by the past credit performance of its principals. Personal data adds significantly to business data for new relationships such as start-ups or “weak” relationships, including those customers who have multiple banking facilities, and proves powerful when predicting business failure. At the SME level, the personal finances of a director or proprietor are closely interlinked with the finances of the business itself. Hence, if a business is struggling for cash, it is often the personal finances which suffer first in order that the cash flow of the business is preserved.

Quando uma empresa já está estabelecida há diversos anos e há informações internas e externas sobre desempenho em crédito comercial, a mescla dessas informações com dados sobre os responsáveis pode agregar significativamente ao desempenho de um modelo de *scoring*.

Transformando Insight em Ação

Em um ambiente de crédito em que a maior parte do apetite por empréstimos vem de empresas de maior risco necessitadas de fluxo de caixa e de empresas recentemente formadas e não daquelas mais experientes e conhecedoras do crédito, o uso de dados internos sobre desempenho do cliente, dados comerciais externos e dados de crédito ao consumidor, associado a práticas e sistemas sólidos de gestão de risco de crédito, permite que os credores enfrentem esses desafios.

Ao processar e agregar dados de diversas fontes é possível calcular um conjunto singular de variáveis de tomada de decisão a ser usado nos processos de *scoring* e estabelecimento de estratégia. Isso permite que o credor obtenha a imagem mais abrangente e preditiva possível de cada cliente.

A imagem holística de crédito criada a partir de informações empresariais, pessoais e de bureau relevantes gera uma visão abrangente e equilibrada das PMEs, permitindo elevado nível de automação por meio de estratégias segmentadas. Essa abordagem ajudou a superar muitas das deficiências informacio-

Where a business has been established for a number of years and internal or external commercial credit performance information exists, blending this with consumer credit information on the principals can add significantly to the performance of a scoring model.

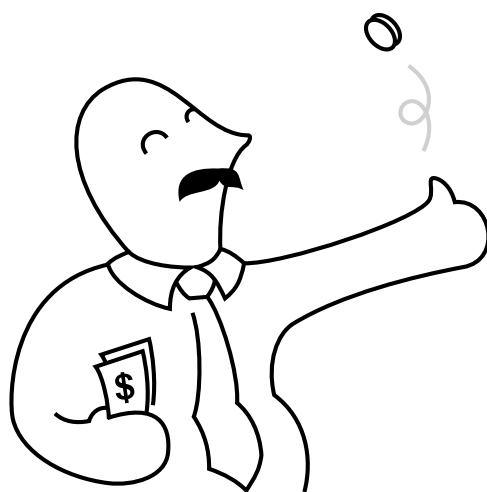
Turning Insight into Action

Faced with a lending environment where the bulk of the lending appetite comes from riskier businesses in need of cash flow and newly formed businesses rather than

Eric credit savvy and experienced businesses, the use of internal customer performance data, external business and consumer credit data, allied with sound credit risk management practices and systems enables lenders to meet those challenges.

By processing and aggregating data from multiple sources, it is possible to calculate the unique set of decisioning variables used in the scoring and strategy setting processes. This allows the lender to obtain the most comprehensive and predictive picture of each customer possible.

The holistic credit picture created from the consolidated business and relevant personal and bureau information creates a comprehensive and balanced view of SME entities, enabling a high level of automation to be achieved through segmented strategies. This approach has helped to overcome many of the



nais, custos operacionais e desafios de controle de maus créditos associados ao atendimento às necessidades financeiras das PMEs.

Para as menores empresas, carentes de contas publicadas ou históricos, a consolidação de informações pessoais e dados de bureau de crédito fornece informações altamente preditivas para uma gestão precisa do risco de crédito. De posse desses elementos, os bancos podem conceder empréstimos a esses micro-tomadores, primeiro cautelosamente e, mais adiante, à medida que se acumulam dados de comportamento, usando-os para aumentar a discriminação e a granularidade das decisões de crédito, obter uma melhor visão do risco e aumentar o crédito para permitir o crescimento de empresas sustentáveis e de menor risco.

A diversidade das operações das PMEs significa que nem sempre é adequada uma abordagem prescritiva. O crédito a PMEs exige uma abordagem integrada que determine quais decisões podem ser tratadas automaticamente e quais exigem intervenção perita.

Segmentação da Carteira

As pequenas empresas de uma carteira podem ser segmentadas de diversas maneiras. A Experian acredita que os segmentos mais adequados se baseiem nos fatores a seguir:

- Relacionamento novo ou existente com o credor. Novos relacionamentos abrangem, também, clientes insatisfeitos vindos de outros bancos
- Força do relacionamento. Esse aspecto pode ser definido de diversas maneiras. Por exemplo, um relacionamento forte pode ser aquele em que uma relação bancária principal se mantém há mais de 15 meses, permitindo pelo menos uma estimativa inicial de estar ou não a empresa sujeita a sazonalidade. Uma relação bancária principal, em que um só banco detenha a principal conta transacional e tenha

financial information deficiencies, operational cost and bad debt control challenges associated with servicing SME finance needs.

For the smallest businesses with no filed accounts or track record, consolidating personal and credit bureau data gives highly predictive information for accurate credit risk management. With these elements in place, banks can lend to these micro-borrowers, cautiously at first, and then, as the behavioural data builds up, this can be used to increase the discrimination and granularity of lending decisions, obtain a better view of risk, and increase lending to enable growth for lower risk, sustainable businesses.

The diversity of SME operations means that a prescriptive approach is not always appropriate. SME lending requires an integrated approach that determines which decisions that can be handled automatically and which require expert intervention.

Portfolio Segmentation

Small businesses in a portfolio may be segmented in various ways. Experian believes that the most appropriate segments are driven by the following factors:

- *New or existing relationship with the lender. New relationships also encompass 'switchers' from other banks*
- *Strength of relationship. This can be defined in a number of ways. For example, a strong relationship may be one where a primary banking relationship exists for more than 15 months, allowing at least an initial estimate as to whether a business is subject to seasonal trading. A primary banking relationship, whereby a bank holds the main transaction account and has a view of large volumes of cred-*

visão de um grande volume de créditos e débitos, permite a concepção de *scorecards* prescritivos e estratégias

- **Porte da exposição.** A elevada exposição associada a um crédito total alto (normalmente de US\$ 200 mil ou mais) justifica facilmente o custo da intervenção perita.

- **Giro.** De modo geral, empresas com giro inferior a US\$ 100 mil por ano serão significativamente menos complexas do que as de giro superior a US\$ 2 milhões. Mas isso não é uniforme, uma vez que — em termos comportamentais — as empresas de alguns setores se mantêm relativamente simples, independentemente de seu tamanho.

O cenário mais difícil é o das ‘princiantes’, em que a empresa ainda não começou a negociar e as únicas informações passíveis de avaliação se baseiam em projeções de fluxo de caixa, planos gerais de negócio e informações pessoais sobre os responsáveis pela empresa. É difícil empregar uma abordagem inteiramente prescritiva nesse segmento, mas o uso de modelos e regras para identificar ‘super reprovações’ — os casos que representam péssimos prospectos de crédito — permite que os peritos concentrem seu tempo e esforços nos demais solicitantes.

A segmentação é muito importante para decidir se é ou não adequada uma abordagem prescritiva e também ajuda a identificar segmentos de risco potencialmente elevado que devam ser encaminhados aos peritos. Por exemplo, uma solicitação de grande valor vinda de uma empresa que historicamente tome muito pouco pode indicar uma mudança fundamental, como diversificação ou expansão.

Disponibilidade de Informações Históricas

Um desafio importante ao desenvolver *scorecards* para PMEs é a disponibilidade

its and debits, allows strongly prescriptive scorecards and strategies to be designed

- **Size of exposure.** *The high exposure associated with large total borrowings (typically \$200,000 and above) easily justifies the cost of expert intervention*

- **Turnover.** *Generally speaking, businesses with a turnover of less than \$100,000 per annum will be significantly less complex than businesses turning over more than \$2 million. However, this is not uniform, as – behaviourally – some industry sectors remain straightforward, irrespective of size*

The most difficult scenario is the ‘start-up’, where the business has yet to start trading and where the only information to be assessed is based on cash flow projections, the wider business plan, and personal information on the business principals. It is difficult to use a wholly prescriptive approach for this segment, yet by using models and rules to identify ‘super fails’, those cases that are extremely poor lending prospect, experts can concentrate their time and efforts on the remainder.

Segmentation is very important in deciding whether or not a prescriptive approach is appropriate, and it also helps to identify potentially high-risk segments that need to be referred for expert intervention. For example, a large amount being requested from an organisation that had previously borrowed very little can indicate that a fundamental change is occurring to the business such as diversification or expansion.

Availability of Historical Information

The availability, or lack, of historical information presents a particular

de ou não de informações históricas. Muitas instituições financeiras não colheram consistentemente os dados necessários, ou não dispõem deles em formato eletrônico. Uma possível solução para esse problema é uma implementação em duas fases de um sistema de tomada de decisão para PMEs. Esse sistema deve começar utilizando *scorecards* baseados nos dados preditivos disponíveis, o que incluiria um *score* genérico de *bureau* de crédito, e, enquanto isso, acrescentar um banco de dados que possa ser considerado na fase dois, quando poderá ser usado um *scorecard* mais robusto e preditivo.

Gerenciar o Risco, Controlar os Custos e Melhorar a Experiência do Cliente

Os benefícios que podem ser obtidos com a implementação de um sistema automatizado de crédito a PMEs são proporcionais ao nível existente de sofisticação do banco. Quando os processos existentes já são automatizados, ele poderá atingir redução de perdas na região de 15% a 30% simplesmente por meio da implementação do *scoring* de crédito preditivo. Quando os processos são predominantemente manuais, os benefícios da passagem para um modelo alinhado com a boa prática podem ser significativamente maiores.

O benefício auferido deriva da tomada de decisões consistentes baseadas em todo o relacionamento e na exposição geral do credor. Isso também lança as bases para o atendimento com a abordagem avançada baseada em *ratings* internos prescrita pelo Basileia II.

A adição da abordagem ao crédito a PMEs defendida neste artigo pode proporcionar ganhos significativos como:

challenge when developing SME scorecards. Many financial institutions have either not consistently collected the appropriate data or do not have it in electronic format. One approach to resolve this data issue is a two-phase implementation of a SME decision system that starts by utilising scorecards based on the available predictive data, which could include a generic bureau score, while building up a bank of data that can be considered in phase two, when a more robust and predictive scorecard can be used.

Manage Risk, Control Costs, Improve the Customer Experience

The benefits achievable in the implementation of an automated SME lending system are proportional to a banks existing level of sophistication. Where current processes are already automated, a lender can typically achieve reductions in losses in the region of 15 – 30 percent, simply by implementing predictive credit scoring. Where processes are mostly manual the benefits of a moving to a best practice model can be significantly higher.

The benefit is derived from making consistent decisions that are based on the complete relationship and overall exposure with the lender. This also creates the foundation for compliance with the advanced internal rating-based approach prescribed by Basel II.

Adopting the approach to SME lending advocated in this paper realises significant improvement such as:

Redução de Tempo e de Custo do Processo de Avaliação de Solicitação

Analisar manualmente os balanços, recebíveis, estoques, fluxo de caixa e outras informações relevantes de um solicitante, consome tempo considerável. Esse tempo, durante o qual o cliente esperará ansiosamente por uma decisão, também custa dinheiro ao credor.

A maioria das solicitações de crédito comercial vem de empresas de baixo risco, que normalmente apresentam taxa de inadimplência inferior a 2%. Um processo automatizado de tomada de decisão aceitaria mais do que 85% das solicitações desse grupo sem qualquer necessidade de subscrição manual. Da mesma forma, entre os clientes de alto risco, cujas taxas de inadimplência são de 20% para cima, mais de 80% das solicitações podem ser recusadas por avaliação automática.

Credores que implementaram sistemas de apoio à tomada de decisão para PMEs tiveram significativo aumento da eficiência operacional ao passar da tomada de decisão por subscritores para a automatizada. Por exemplo, o esforço necessário para tomar decisões sobre novos empréstimos diminuiu de uma média de 12 horas para menos de 30 minutos, enquanto os limites de crédito predeterminados ("shadow limits") de clientes estabelecidos permitem tomar decisões em segundos. Eventos de gestão rotineira de crédito, como autorização de pagamentos e renovação anual das linhas de crédito de um cliente, também tiveram ganhos semelhantes de eficiência.

Um grande banco europeu automatizou mais de 80% de suas decisões por meio do uso das ferramentas Experian de suporte à tomada de decisão para gerenciar e aplicar estratégias de originação e gestão de carteira, atingindo redução significativa de custos operacionais. Além de aprimorar seu conhecimento dos clientes, melhorar o atendimento a eles

Reduced Time and Cost of the Application Assessment Process

Manually analysing an applicant's balance sheets, receivables, inventory, cash flow and other relevant information takes a significant period of time. This time, throughout which a customer will be anxiously awaiting a decision, also costs the lender money.

The majority of commercial credit applications come from low-risk businesses, which would typically have a default rate of less than two per cent. An automated decisioning process would accept more than 85 percent of applications from this group without any requirement for manual underwriting. Likewise, amongst the high-risk customers, where default rates run at 20 per cent and above, more than 80 percent of applications can be declined following automated assessment.

Lenders implementing SME decision support systems have seen significant operational efficiency uplift by migrating from underwriter to automated decision making. For example, the effort required to make new lending decisions has decreased from a typical 12 hours to less than 30 minutes, while pre-determined lending limits (shadow limits) for established customers allow decisions in seconds. Ongoing lending management events, such as authorisations for funds payment and annual renewal of a customer's lending facilities, have also witnessed similar improvements in efficiency.

One major European bank was able to automate more than 80 percent of its decisions by using Experian decision support tools to manage and deploy origination and portfolio management strategies, achieving a significant reduction in operational costs. In addition to further enhancing its understanding of customers, improving customer service

e atender aos requisitos de conformidade com o Basileia II, atingiu uma redução de 30% das inadimplências só no primeiro ano.

Em mercados onde existe forte atividade de microcrédito, os benefícios de sistemas automatizados e preciso de tomada de decisão para contas PME são ainda mais significativos. Com o grande número de pequenos tomadores, a automação reduz os custos operacionais e o ônus sobre subscritores hábeis. Em muitos casos, o tempo que os gestores de relacionamento poupam através da automação pode ser redirecionado para maior atividade em vendas e atendimento, ajudando a aprimorar o desempenho empresarial e aumentar a satisfação do cliente.

Uma abordagem automatizada também pode ser ampliada para permitir precificação baseada em risco ou lucratividade, através da inclusão de fatores como o custo esperado de prestação de um serviço.

Redução de Maus Créditos

Enquanto as PMEs enfrentam tempos difíceis e os créditos de liquidação duvidosa aumentam, as instituições financeiras precisam certificar-se de que estão preparadas para reconhecer alertas precoces e agir em relação a eles assim que surjam (e antes dos demais credores). A ampliação da capacidade ligada à ação pré-delinquência permite impedir que problemas em potencial se expandam e abordar o cliente para implementar estratégias mutuamente benéficas.

Alguns eventos-chave, como um score de crédito em deterioração, ou padrões de pagamento irregular, são comuns antes de um cliente tornar-se delinquente e devem desencadear um conjunto de medidas pré-cobrança. Fontes de dados externos também podem indicar problemas iminentes. Reagir rápida e adequadamente a avisos de que uma PME supe-

and meeting its Basel II compliance requirements, it managed to achieve a 30 percent reduction on defaults in the first year alone.

In markets where there is strong micro lending activity, the benefits of automated, accurate decisioning for SME accounts become even more significant. With the large number of small borrowers, automation reduces operational costs and reduces the strain on skilled underwriters. In many cases the time saved by relationship managers through lending automation can be redirected to increased sales and service activity, helping to drive up business performance and customer satisfaction.

An automated approach can also be extended to enable risk or profitability based pricing by including factors such as the expected cost of providing a service.

Reduction in Bad Debt

With SMEs facing challenging times and bad debts on the increase, lenders must ensure that they are prepared to recognise and take actions on early warning signs as they happen (and before other lenders). Enhancing capabilities around pre-delinquent engagement enables lenders to stop potential problems from spiraling and engage with the customer to implement strategies that benefit both the customer and the lender.

Certain key events, such as a deteriorating credit score or irregular payment patterns, are common prior to a customer becoming delinquent, and should trigger a set of pre-collections actions. External data sources can also indicate looming problems. Responding quickly and appropriately to notifications

rou seu limite de crédito ou está inadimplente perante outro credor pode reduzir significativamente as eventuais baixas.

Capacidades de *scoring* mais comumente usadas no processo inicial de solicitação também podem ser usadas para fornecer uma indicação de quais clientes de crédito a PMEs estão em deterioração financeira e provavelmente virão a ser objeto de cobrança no futuro. Segmentar corretamente os inadimplentes e os inadimplentes em potencial de acordo com sua capacidade e propensão ao pagamento permite ao credor determinar os casos que podem curar a si próprios e aqueles que exigem intervenção perita.

Um grande banco europeu com forte presença no mercado de crédito *corporate* teve um declínio significativo do número de clientes pequenas empresas em delinquência e melhorou os resultados das cobranças daqueles que se tornaram delinquentes, graças à implementação de *scoring* de cobrança para monitorar regularmente os clientes PME. Em parceria com a Experian, o banco realizou uma redução de 35% de sua taxa de empréstimos de liquidação duvidosa, uma queda de mais de 20% do custo com novas provisões e uma diminuição de 25% de sua exposição a clientes de risco.

Outro importante banco, que vinha enfrentando níveis crescentes de inadimplência, implementou ferramentas Experian de tomada de decisão e gestão de dívida automatizada para aliviar a pressão sobre sua operação de cobranças. A abordagem permitiu aumentar as taxas de cura em 24%, reduzir os custos de mão-de-obra em 31% e diminuir o acréscimo líquido às provisões em mais de 20%.

Tomada de Decisões Objetiva e Consistente

Ao automatizar o processo de tomada de decisão, o credor pode adotar ges-

of a SME exceeding a credit limit or defaulting with another lender, can significantly reduce eventual write-offs.

Scoring capabilities more commonly used in the initial application process, can also be used to provide an indication of the customers in a SME lending book whose financial positions are deteriorating and are likely to be in collections in the future. Appropriately segmenting defaulters and potential defaulters alongside their ability and propensity to pay, allows the lender to determine those cases that can be left to self cure, those that can be treated through an automated, low-cost collections approach, and those that require expert intervention.

A major European bank, with a strong presence in the corporate lending market, saw a significant decrease in the number of its small business customers becoming delinquent, and improved its collections results on those that did, by implementing collections scoring to regularly monitor SME customers. Working in partnership with Experian, the bank realised a decrease in its non-performing lending ratio of 35 percent, new provision cost decreased by over 20 percent and a decrease in its exposure to risk customers of 25 percent.

Another prominent bank, which was experiencing increasing levels of delinquency, put in place automated decisioning and debt management tools from Experian in response to ease the pressure on its collections operation. This approach enabled it to improve cure rates by 24 percent, reduce employee costs by 31 percent and decrease net additions to provisions by more than 20 percent.

Objective and Consistent Decision Making

By automating the decision process, the lender is able to deploy immedi-

tão constante de clientes de maneira imediata, consistente e adequada. Isso significa não só que os clientes têm as respostas rápidas que esperam a partir de sua experiência como clientes pessoa física ou junto a outros credores, mas também que eles obterão respostas consistentes, independentemente de seu ponto de entrada no banco. Essa consistência em decisões garante que o cliente possa lidar com o banco pelo canal que desejar, seja por telefone, na agência, ou em centros de negócios e que a política do banco seja apropriadamente aplicada em todos os pontos.

Gestão de Mudanças

Embora os executivos do setor de crédito estejam familiarizados com o conceito de processo automatizados de crédito baseados em dados e sistemas analíticos, abandonar uma abordagem tradicional representa uma mudança significativa que traz barreiras culturais a superar. A alta administração deve inspirar a confiança dos gestores de crédito e de relacionamento no sistema. Por melhor que seja, um sistema que não seja usado não irá proporcionar qualquer benefício ao credor ou às PMEs que desejam obter crédito.

ate, consistent and appropriate on-going customer management. Not only does this mean that customers are able to obtain the swift decisions they have come to expect from their experiences as personal customers with banks and other finance providers, it means that they will be able to get a consistent decision, regardless of point of entry to the bank. This consistency of decision making ensures the customer can deal with the bank through the channel they want, be it via telephone, branch, or business centre, and that bank policy is implemented appropriately at every point.

Managing Change

Although lending executives will be familiar with the concept of automated data and analytics based lending processes, switching from a traditional approach remains a significant change with cultural barriers to overcome. Top management must inspire confidence in the system amongst credit and relationship managers. An unused system, no matter how good, will not provide any benefits to the lender or the SMEs wanting credit.

Autor/Author

Stephen Gildert

é consultor sênior da *global consultancy practice* da Experian, especializado em consultoria sobre o Basileia II e no desenvolvimento de serviços para crédito a PMEs. Sua experiência abrange todo o ciclo de crédito, inclusive originações, gestão de carteira, cobranças e recuperações. Antes de unir-se à Experian, Stephen passou vinte anos no Lloyds TSB Group plc, onde desenvolveu processos de crédito e sistemas de gestão de risco para a divisão de crédito corporativo.

is a senior consultant within Experian's global consultancy practice, specialising in Basel II consulting and developing services for SME lending. His experience spans the entire credit lifecycle, including originations, portfolio management, collections and recoveries. Prior to joining Experian, Stephen spent twenty years at Lloyds TSB Group plc, where he developed credit processes and risk management systems for its business banking arm.

Classificação do Risco de Crédito dos Clientes

Customer Credit Risk Management



Olavo Borges

A concessão de crédito, assim como a análise do crédito, é tão antiga quanto as primeiras atividades comerciais do ser humano. É o crédito que fomenta a economia e está presente em todas as estratégias das empresas. Ignorá-lo é colocar em risco a continuidade da empresa no mercado.

Conceder crédito, no contexto empresarial, é entregar um ativo ao cliente mediante promessa de pagamento futuro. Embora o conceito seja simples, há algumas palavras, como as grifadas, que requerem uma reflexão mais profunda.

Antes, porém, cabe uma observação. Há muitos detalhes envolvidos nesse assunto, e esse texto não tem a pretensão de esgotá-lo, apenas de ressaltar os pontos mais importantes.

Palavras-chave: crédito, modelos

Ativos

Existem diversos tipos de ativos, tangíveis e intangíveis, os de baixo e os de alto valor, de baixa margem de lucro com alto giro e os de alta margem com baixo giro. Identificar as características dos ativos de sua empresa é fundamental para se formalizar uma adequada Política de Crédito. Ativos com baixa margem de lucro, por exemplo, tem pouca tolerância a atrasos, ao contrário, os com alta margem podem tolerar atrasos maiores. A tolerância a atraso está intimamente ligada ao conceito de BOM e MAU cliente, fundamental para a classificação do risco de crédito dos clientes.

Clientes

Os clientes podem ser distribuídos, primeiramente, em dois grupos: a) Pessoas Físicas; b) Pessoas Jurídicas. No caso das pessoas jurídicas há que se considerar o porte: micro, pequena, média e grande. Como são pessoas com características muito

Credit granting, like credit analysis, is as ancient as mankind's earliest trading activities. Credit feeds the economy and is an element in every corporate strategy. To ignore it is to jeopardize a business firm's permanence in the marketplace.

In the business context, to extend credit is to give a customer an asset in exchange for a promise of future payment. Although the concept is simple, some words, like the underlined ones, require deeper reflection.

But first, a cautionary note: the subject involves great detail and this article does not presume to exhaust it, but merely to highlight the most important ones.

Key words: credit, models

Assets

There are many types of assets: tangible, and intangible; low-, and high-value, low profit margin and high turnover, and high margin and low turnover. Determining the characteristics of your firm's assets is crucial to formalizing an appropriate Credit Policy. Low-margin assets, for example, show low tolerance to late payment; on the other hand, high-margin ones can withstand longer delays. Tolerance to arrears is closely connected with the concepts of GOOD and BAD customers, which are essential to customer-risk management.

Customers

Customers can be divided at first, into two groups: a) Individuals; and b) Businesses. In the case of businesses size must be taken into account: micro, small, medium-sized and large. Because they sport very

distintas, requerem metodologias específicas para se identificar o perfil de risco que possuem.

Futuro

Dos três, esse é o ponto com mais complexidade (sempre foi e provavelmente sempre será). Envolve três aspectos:

- Prazo concedido ao cliente na operação de crédito;
- Prazo de validade da análise do perfil de risco do cliente;
- Previsão do futuro do cliente (mensuração do seu perfil de risco).

Quanto maior o prazo do crédito, maior deve ser o alcance do modelo de previsão do futuro do cliente. Uma coisa é uma operação de crédito por 20, 30, 60 ou 90 dias e outra é o financiamento de insumos do produtor rural que ficará na expectativa de uma boa safra para o próximo ano. Ou, ainda, um financiamento de veículo por 72 meses ou até mesmo o financiamento imobiliário de 10, 15 ou 20 anos.

Independente do prazo da operação, que geralmente faz parte de uma Política comercial, para a Área de Crédito o mais importante é o prazo de validade da análise realizada sobre o cliente. Em função do perfil de risco, que pode se deteriorar ou melhorar ao longo do tempo, o cliente deve ser reavaliado periodicamente. Clientes de baixo risco, por exemplo, devem ser analisados pelo menos uma vez por ano. À medida que piora o risco, mais vezes o cliente deverá ser reavaliado (médio risco a cada seis meses e alto risco a cada três meses, por exemplo).

Modelos de Credit Rating e Credit Scoring

Identificadas as características dos negócios da sua empresa quanto ao tipo de ativo, perfil de clientes e de prazo das operações, é hora de escolher os modelos de clas-

different traits, identifying their risk profiles requires specific methodologies.

Future

This is (and always has been, and will probably always remain) the most complex of all three points. It involves three aspects:

- *Term granted to the customer in a credit transaction;*
- *Expiration of the customer's risk profile analysis;*
- *Forecasting a customer's future (risk-profile measurement).*

The longer the term, the greater the scope of the customer forecasting model must be. It is one thing to extend credit for 20, 30, 60 or 90 days, and quite another to finance inputs for a farmer in hopes of a good crop next year. Or yet extend an auto-loan for 72 months, or even grant real-estate financing for 10, 15 or 20 years.

Regardless of a deal's term, which is usually part of a commercial Policy, what matters most to the Credit Area the expiration of the customer analysis done. Based on the risk profile, which can deteriorate or improve over time, customers must be periodically reviewed. Low-risk customers, for example, must be analyzed at least once a year. As risk increases, so must the customer review frequency (e.g.: every six months for average risk and every quarter for high risk).

Credit Rating Models and Credit Scoring

Once your firm's business characteristics have been determined in terms of assets, customer profiles and operation terms, it is time to choose

sificação de risco mais apropriados que serão utilizados no processo de concessão de crédito. Modelos, no plural sim, pois cada tipo de tomador de crédito requer um modelo específico para classificação de seu risco. E, se o cliente é pessoa física, haverá necessidade de um modelo para cada tipo de operação (cartão de crédito, CDC, Cheque Especial, etc.).

Essa, talvez, seja a parte mais trabalhosa e complicada de todo o processo de concessão de crédito. O processo começa na classificação do risco do cliente e, portanto, se começar errado todo o resto ficará comprometido.

Em síntese, classificação do risco de crédito significa, em outras palavras, atribuir um *Rating* ou um *Score* ao cliente.

Rating ou *Score* é uma classificação indicativa da possibilidade de um cliente se tornar inadimplente em um determinado período de tempo.

O termo classificação implica em fazer uso de uma tabela de classes de risco. E a questão aqui é quantas classes de riscos são necessárias? A resposta adequada para essa questão depende, entre outras coisas, da quantidade de clientes que sua empresa tem em carteira. De modo geral, uma tabela de classes de risco possui entre 5 a 20 classes.

A possibilidade é um termo que pode representar uma medida objetiva (0% a 100%), ou uma medida subjetiva (baixo, médio e alto risco) do cliente se tornar inadimplente.

A inadimplência é um conceito muito fácil de entender, porém, muito difícil de conceituar. Qualquer atraso na carteira pode ser considerado uma inadimplência. Há, no entanto, pequenos atrasos que torna a operação até mais rentável, pois o cliente acaba pagando multa, juros e outras penalidades.

the most appropriate credit rating models for use with the credit granting process. Models, in the plural, since each kind of obligor requires a specific risk-rating model. And individual clients require one model for each kind of operation (credit card, consumer credit, overdraft limit, etc.).

This may be the most labor-intensive and complicated stage in the entire credit granting process. It all begins with customer-risk rating; therefore, an error at this stage will compromise all the rest.

In sum, credit-risk rating means assigning a Rating or Score to each customer.

A Rating or Score é is an indicative metric of the likelihood of a customer defaulting within a certain period of time.

The term 'rating' implies preparing a risk-classes schedule. And the issue here lies in determining how many risk classes are needed. The answer to this question depends, among other things, on the number of customers your firm has. In general, a risk-classes schedule includes between five and 20 risk classes.

Likelihood is a term that may objectively (0%-100%) or a subjectively (low, medium and high risk) measure the odds of a customer defaulting.

Default is a concept that, while easy to understand, is very difficult to define. Any late payment may be seen as a default. However, there are small delays that may even make a deal more profitable, since the customer will be liable for fines, interest and other penalties.

A partir de quantos dias de atraso o cliente passa a ser considerado indesejado na carteira? Não há uma resposta que serve para todas as empresas. Dependendo das características dos produtos da empresa (de margem ou de giro), a tolerância a atrasos poderá ser maior ou menor.

Essa é uma parte muito delicada para se entender os modelos de classificação de risco de crédito. É preciso, em primeiro lugar, DEFINIR o conceito de inadimplente (o mau cliente). E, essa definição não precisa (e nem deve) ser baseada no comportamento do cliente na carteira da sua empresa.

O cliente pode até estar em dia com os pagamentos na sua empresa, mas pode já estar apresentando sinais de deterioração financeira no mercado, observado, por exemplo, por já possuir protestos, execuções, cheques devolvidos, etc.

É importante observar que o comportamento do cliente no mercado pode indicar também o comportamento dele na carteira da sua empresa, caso sua empresa mantenha uma política de, por exemplo, protestar as faturas em atraso.

Para determinar o conceito de "mau" cliente é preciso entender o que é considerado um evento negativo GRAVE para o cliente. E isso, depende do tipo de tomador de crédito. Um protesto (ou um conjunto de protestos) de baixo valor pode não significar um sinal de deterioração financeira de uma grande empresa, porém, para uma pessoa física ou para uma microempresa, sim.

From how many days in arrears is a customer deemed undesirable as part of a portfolio? There is no one-size-fits-all answer here. Depending on a firm's products' characteristics (in terms of margin or turnover), its may be more or less tolerant to late payment.

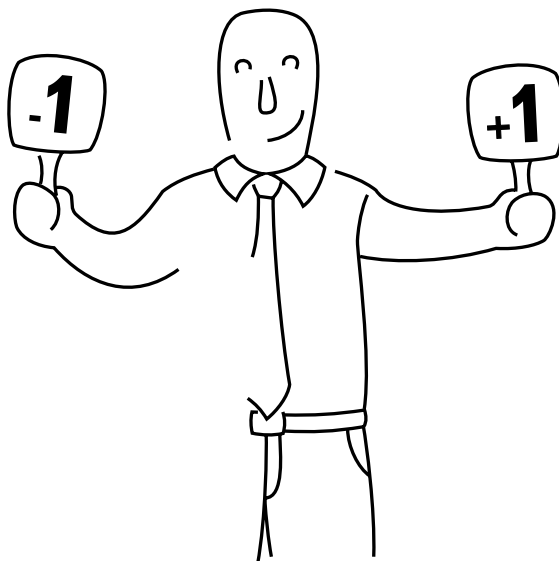
This aspect is very delicate in understanding credit risk rating models. One must firstly DEFINE the concept of default (bad customers). And this definition does not have to be (and in fact should not be) based on the customer's

Eric behavior in connection with your firm's portfolio.

A customer may even be current with payments due to your firm, but already show signs of deteriorating financial status, as reflected, for example, in past-due bills, foreclosures, returned checks, etc.

It is worth noting that a customer's behavior in the marketplace may also indicate its future behavior with your firm, should it have, say, a policy of filing claims for late bills.

Defining what a "bad" customer is requires understanding what is deemed a SEVERE negative event for the customer in question. And this depends on the kind of obligor. A low-figure claim for late payment (or a series of claims) may not be a sign of financial deterioration for a major corporation, but will probably mean trouble for an individual or a micro-enterprise.



São esses detalhes que levam à necessidade de utilizar mais de um modelo de classificação de risco. O modelo resulta em uma classificação indicativa da possibilidade do cliente se tornar inadimplente (MAU). E, como há um conceito de MAU para cada tipo de tomador de crédito, há necessidade de um modelo para cada um.

Por fim, o termo “tempo” diz respeito, principalmente, ao alcance da previsão (análise) feita sobre o futuro do cliente.

Os Modelos

Para começar, temos então dois caminhos a seguir:

- Modelo Subjetivo;
- Modelo Objetivo.

Modelo Subjetivo

No modelo subjetivo, como o próprio termo sugere, é o julgamento do analista que determina o perfil de risco do cliente. O resultado final da análise não é uma medida objetiva, como a probabilidade de 0% a 100%. O resultado final é uma avaliação qualitativa, transformada em um adjetivo: bom, ruim, regular, etc.

Além de ser necessário um analista com boa experiência, a empresa terá que elaborar uma boa Política de Crédito que minimize os efeitos subjetivos, de conservadorismo ou de arrojo dos analistas. O conceito de “bom cliente” para um analista pode não ser o mesmo que para outro.

Os parâmetros que um analista com perfil conservador utiliza para analisar um cliente não são os mesmos que a de outro analista com perfil mais arrojado. Para que os negócios da empresa não fiquem totalmente refém das características dos analistas, será necessário elaborar uma boa Política de Crédito, que determine todos os parâmetros a se-

These are the details that require using more than one risk-rating model. A model produces an indicative rating of the likelihood of a client becoming in default (BAD). And since the concept of BAD varies, there must be a different model for each kind of obligor.

Finally, the term ‘time’ is chiefly concerned with the range of the forecast (analysis) of a customer’s future.

Models

There are two routes to follow:

- *Subjective Modeling;*
- *Objective Modeling.*

Subjective Modeling

As the name suggests, in subjective models it is an analyst’s judgment that determines a customer’s risk profile. The output of the analysis is not an objective metric, like a 0%-100%. Probability. Instead, it is a qualitative assessment converted into an adjective: good, bad, average, etc.

In addition to requiring an experienced analyst, the firm will have to develop a good Credit Policy capable of minimizing the subjective effects of conservative or bold analysts. One analyst’s view of a “good customer” may differ from another’s.

The parameter a conservative analyst uses to analyze a customer are not the same a bolder analyst might use. For a firm’s business not to become completely hostage to analyst characteristics, a proper Credit Policy must be developed to determine all the parameters to be analyzed and, where possible, how these parameters are to be weighted.

rem analisados e, se possível, a forma de ponderação desses parâmetros.

Um dos pontos mais importantes nesse momento da Política de Crédito é a determinação de uma tabela de classes de risco, com seus respectivos conceitos, que todos os analistas deverão utilizar para classificar os clientes. A quantidade de classes de risco dependerá do número de clientes que a empresa tem em carteira.

Além de contribuir para a redução dos “efeitos subjetivos” dos analistas, a definição de uma tabela de classes de risco é fundamental para se criar uma “cultura de crédito” na empresa. Ela é o alicerce para uniformização da linguagem entre todas as áreas envolvidas na Concessão de Crédito.

Se a empresa não definir a SUA tabela de classes de risco, cada analista utilizará a que tem em sua mente e que se formou ao longo de sua experiência em Crédito e muitas vezes ele nem tem plena consciência dela.

Vamos supor dois analistas, o “A” e o “B” e uma empresa que não definiu em sua Política uma tabela de classes de risco. Cada analista, ao ponderar as informações sobre os clientes, de forma consciente ou não, adota o seguinte procedimento:

One of the most important elements at this point in the Credit Policy is the determination of a risk-classes schedule, with the respective concepts, that all analysts must use to rate customers. The number of risk classes will depend on the number of customers in the firm's portfolio.

In addition to reducing “subjective effects” from analysts, defining a risk-classes schedule is central to creating a “credit culture” within the firm. It is the cornerstone to a uniform language across all areas involved in Credit Granting.

If a firm fails to define ITS OWN risk-classes schedule, each analyst will rely on the one in his or her own mind, formed over the course of his or her experience with Credit, and that even they are often not completely aware of.

Let us assume two analysts, “A” and “B”, and a firm whose policy does not include a risk-classes schedule. Each analyst, whether consciously or not, will follow the procedure below when weighting customer information:

■ Tabela 1 Modelo de decisão do Analista “A”

■ Table 1 Analyst A's decision-making model

Classes de Risco		Decisão
Quantidade	Perfil de Risco	
1	Baixo	Aprova
2	Médio	Aprova
3	Alto	Recusa

Risk Classes		Decision
#	Risk Profile	
1	Low	Accept
2	Average	Accept
3	High	Reject

■ Tabela 2 Modelo de decisão do Analista “B”

■ Table 2 Analyst B's decision-making model

Classes de Risco		Decisão
Quantidade	Perfil de Risco	
1	Excelente	Aprova
2	Bom	Aprova
3	Regular	Aprova
4	Ruim	Aprova com garantia
5	Péssimo	Recusa

Risk Classes		Decision
#	Risk Profile	
1	Excellent	Accept
2	Good	Accept
3	Regular	Accept
4	Bad	Accept with collateral
5	Terrible	Reject

O que é “risco alto” para o analista “A”, poderia ser “Ruim” ou “Péssimo” para o Analista “B” (isso, supondo que os dois têm o mesmo perfil de conservadorismo ou de arrojo). Um determinado cliente que foi classificado como “risco baixo” pelo analista “A”, poderia ser classificado como “excelente” ou “bom” pelo analista “B”, ou até mesmo como “regular” se o analista “B” não estiver de bom humor naquele momento.

Se colocarmos ainda, nesse contexto, a decisão sobre o valor da operação que poderia ser realizado com o cliente, como um limite de crédito, as divergências entre os analistas aumentam exponencialmente.

Como a empresa não definiu a sua tabela, cada analista utiliza o seu modelo. Dessa forma, as decisões dos negócios da empresa poderão ter destinos diferentes caso seja analisado pelo Analista “A” ou pelo “B”.

Nesse exemplo, temos que separar dois aspectos importantes. Primeiro, é a quantidade de classes de risco. Segundo, é a decisão de conformidade com o perfil de risco do cliente. Por enquanto, nosso obje-

Analyst A's “high risk” might be analyst B's “Bad” or “Terrible” (assuming, that is, that the two show the same profile in terms of conservatism or boldness). A client deemed “low-risk” by analyst A might be considered “excellent” or “good” by analyst B, or even “regular” if analyst B happens to be in a bad mood at the time.

Adding to the context decisions regarding the amount a client can have access to, such as a credit limit, the differences between analysts increase exponentially.

Because the firm failed to establish a schedule, each analyst uses his or her own model. As a result, business decisions may have quite different dates depending on whether the analysis is done by Analyst A or Analyst B.

Two important aspects must be isolated from this example. First, the number of risk classes. Second, decision-making based on the customer's risk profile. For now, we focus on the

tivo nesse ponto é a “quantidade” de classes de risco e não a “regra de decisão” (que é outro ponto que causa muitos desentendimentos na empresa).

Se um analista classifica os clientes em três classes e o outro em cinco, a Área de Crédito se torna uma verdadeira Torre de Babel. E, quando a Área Comercial participa, a confusão se torna generalizada. Grande parte dos desentendimentos entre Vendas e Crédito deve-se ao fato de que, em decisões de crédito, não há uma linguagem uniforme entre os envolvidos no processo.

No modelo subjetivo as decisões costumam ser lentas, ou com base em análises superficiais dependendo da quantidade de operações que o analista tem para analisar. Assim é importante a capacidade humana em processar diversas informações sobre o cliente.

Os modelos subjetivos não são totalmente problemáticos. Eles são recomendados para análise dos clientes Pessoa Jurídica de grande porte, que são a minoria da carteira (de modo geral, menos de 20%), mas que representam boa parte do crédito concedido (de modo geral, mais de 80%).

Para empresas de grande porte, a análise tem que ser mais minuciosa, com base em parâmetros de Grupo Econômico, Análise Setorial, Análise de Balanço e uma série de outras informações que só são obtidas em visita do Analista de Crédito ao cliente e que os modelos objetivos não captam.

Os modelos subjetivos não são recomendados para análises de clientes Pessoas Físicas e nem de micro e pequenas empresas. Para esses, que normalmente são a grande maioria dos clientes, com baixa representação na carteira de créditos concedidos, a empresa necessita de um processo ágil que utiliza modelos objetivos.

“number” of risk classes rather than the “decisioning rule” (another major source of dissent within firms).

If one analyst divides customers into three classes while another uses five, the Credit Area becomes a true Babel. And when the Commercial Area gets involved, full-fledged chaos ensues. A large portion of the disputes between Sales and Credit is due to the lack of a shared language among the parties involved in the credit decision process.

With the subjective model, decision-making is usually slow or based on superficial analyses, depending on the number of deals an analyst has to assess. Therefore, the human ability to process different information on customers is important.

Subjective models are highly problematic. They are recommended for Corporate customer analysis, which make up a minority of the portfolio (under 20 percent, in general), but represent a significant portion of the credit extended (over 80 percent, in general).

Corporate customers require more in-depth analysis based on Conglomerate parameters, Industry Analysis, Balance-Sheet Analysis, and several other items of information that can only be obtained on-site by the analyst and that objective models fail to capture.

Subjective models are not recommended for individual customers or micro and small enterprises. For these, which make up the overwhelming majority of customers, but a small share of the credit extended, the firm requires an agile process based on objective models.

Modelo Objetivo

Simplificando, os modelos objetivos nada mais são do que uma fórmula com diversas variáveis e seus respectivos pesos, como por exemplo:

$$f(x) = \beta_0 + \beta_1.X_1 + \beta_2.X_2 + \beta_3.X_3 + \dots + \beta_n.X_n$$

Onde:

β_0 - Constante da fórmula

$\beta(1,2,3,\dots,n)$ - Pesos da variáveis

$X(1,2,3,\dots,n)$ - Variáveis do modelo

Para desenvolver um modelo objetivo é preciso, acima de tudo, ter uma base de dados consistente com informações atuais e históricas sobre os clientes. Formar um grupo de trabalho multidisciplinar, com Analistas de Crédito, Estatísticos e pessoas da Área de TI.

Um erro muito comum cometido pelas empresas que desenvolvem um modelo próprio é a forma SUBJETIVA como escolhem as variáveis e atribuem pesos às mesmas. Se o modelo é OBJETIVO, a escolha das variáveis e seus respectivos pesos são determinados por um exaustivo processo de análises estatísticas dos dados.

Sabemos, por exemplo, que a variável "idade" é muito importante tanto para modelos de PF quanto para PJ de qualquer porte. Só não sabemos qual é a melhor forma de utilizar essa variável, segmentando-a em faixas de idade e atribuindo pesos para cada faixa.

Não basta desenvolver o modelo e colocá-lo em sistemas. É preciso, a partir daí, criar uma área para fazer a gestão do mesmo, pois esses modelos requerem acompanhamento contínuo e revisões periódicas.

Se não há condições de se desenvolver um modelo próprio e cuidar de sua manutenção, o caminho é utilizar um desses modelos oferecidos no mercado por empresas especializadas.

Objective Model

Simply put, an objective model is nothing more than a formula with several variables and the respective weights, such as:

Where:

β_0 - Constant

$\beta(1,2,3,\dots,n)$ - Variable weights

$X(1,2,3,\dots,n)$ - Model variables

Developing an objective model requires, above all, access to a consistent database of current and historic customer information and forming a cross-disciplinary taskforce with Credit Analysts, Statisticians and IT personnel.

A common error among firms that choose to develop internal models is the SUBJECTIVE selection of variables and weights. If a model is OBJECTIVE, choice of the variables and their respective weights is determined by an exhaustive process of statistical data analysis.

We know, for example, that the variable "age" is very important in models for individual customers and firms of all sizes. We do not, however, know how to best use this variable, segmenting it into age brackets and assigning weights to each bracket.

It is not enough to develop a model and embed it into systems. This done, the firm must establish an area to manage its models, since they require constant tracking and periodic reviews.

Should a firm lack the capabilities to develop and maintain a model internally, it should then use one of the models provided by specialized vendors.

Utilizando modelos de mercado é preciso conhecer suas principais características, tais como:

Conceito de default (“mau” cliente)do modelo - Medição proposta para medir a probabilidade de ocorrência (evento de inadimplência e/ou insolvência);

Quantidade de modelos - Modelo único para todos ou modelos específicos para cada tipo de tomador de crédito;

Principais variáveis do(s) modelo(s) - Nenhum provedor de informação vai abrir sua fórmula, mas pode apontar características das principais variáveis;

Quantidade de classes de risco - (tabela de classes de risco);

A probabilidade média - Ocorrência do evento de default de cada classe de risco

Identificadas as principais características do(s) modelo(s), é preciso agora adaptá-lo para as características da carteira de clientes de sua empresa. Talvez seja necessário criar uma tabela de classes de risco própria, a partir da tabela oferecida pelo fornecedor do modelo.

Considerações finais

Para cada tipo de tomador de crédito há uma metodologia mais adequada para classificação do risco de crédito.

The use of market models requires knowing their main characteristics, such as:

The model’s default (“bad” customer) concept - *Metric proposed to measure the likelihood of occurrence (default and/or insolvency event);*

Number of models - *One-size-fits-all model or specific models for each type of obligor;*

Main variables - *No information provider will ever disclose its formulas, but they may indicate the characteristics of the main variables involved;*

Number of risk classes - *(risk-classes schedule);*

Average probability - *Default event rates for each risk class*

Once a model’s main characteristics have been identified, it must be adapted to your firm’s customers portfolio. There may be a need to create a proprietary risk-classes schedule based on the one provided by the model’s vendor.

By way of conclusion

For each type of obligor there is a more appropriate credit risk rating method.

■ Tabela 3 Tipo de Cliente x Tipo de Modelo

■ Table 3 Obligors Vs Model Types

Tomador de Crédito	Modelo mais adequado
Pessoas Físicas	Objetivo
Micro e Pequenas empresas	Objetivo
Médias e Grandes Empresas	Subjetivo

Obligor	Model
Individuals	Objective
Micro and Small Enterprises	Objective
Medium and Large Enterprises	Subjective

Os modelos para PJ são, de modo geral, segmentados por porte e setor de atuação (indústria, comércio, serviços, etc.). Já os modelos para PF são segmentados por modalidade de operação de crédito: CDC, Financiamento de Veículos, Cheque Especial, Cartão de Crédito, etc.

Os modelos podem ser próprios ou de terceiros. Os modelos de terceiros precisam ser ajustados para o perfil da carteira de clientes da sua empresa. Importante verificar se há necessidade de se criar uma tabela de classes de risco própria, independente da(s) tabela(s) dos modelos de mercado.

A partir da tabela de classes de risco, a empresa precisa definir a sua Política de Decisão. Esse é outro capítulo da Concessão de Crédito. Políticas de Crédito conservadoras podem reduzir a inadimplência da carteira, porém, pode também levar a perda de excelentes oportunidades de negócios. Políticas arrojadas, por outro lado, torna a empresa agressiva no mercado, no entanto, pode levar a perdas significativas na carteira.

Models for businesses are usually segmented by size and industry (manufacturing, sales, service, etc.). Individual models, in turn, are segmented by transaction type: Consumer Credit, Auto-Financing, Overdraft Limit, Credit Card, etc.

Models can be proprietary or vendor-provided. Vendor models require adjustment to the profile of your firm's customer portfolio. It is important to determine whether there is a need to create a proprietary risk-classes schedule apart from those of the market models.

The firm must then decide its Decision-Making Policy based on the risk-classes schedule. This is another chapter in Credit. Conservative Credit Policies may reduce defaulting, but may also lead to the loss of excellent business opportunities. Bold policies, on the other hand, while adding to the firm's aggressiveness, may lead to significant losses.

Olavo Borges

é consultor em crédito da Serasa Experian. É formado em Administração de Empresas com especialização em Administração Contábil e Financeira pela FAAP e Mestre em Contabilidade pela FEA-USP. Curso de extensão em Credit Risk Management na New York University – NYU. Ele é professor de Contabilidade, Análise de Balanço e Análise de Crédito em cursos de Graduação, Pós-graduação e cursos de rápida duração. E-mail: www.hecateconsultoria.com.br

is a Business Administration Graduate with Specialization in Accounting and Financial Management from FAAP and has a Master's degree in Accounting from FEA-USP and an extension course in Credit Risk Management from New York University – NYU. Borges is and Accounting, Balance-Sheet Analysis and Credit Analysis professor in Undergraduate, Graduate and short-run programs. E-mail: www.hecateconsultoria.com.br



**Quero
minimizar
os prejuízos
de fraudes.**

**Pergunte
o que a gente
pode fazer
por você.**

Rodrigo Ayres
Serasa Experian - RJ

A Serasa Experian pode ajudar sua empresa a ampliar os negócios com mais segurança. Só a Serasa Experian tem o **Hunter**, uma solução que minimiza os prejuízos de fraudes. Seja qual for o seu desafio, pergunte o que a gente pode fazer por você.

Ligue **0800 773 7728**
Acesse já **serasaexperian.com.br**

Serasa  Experian

A gente trabalha para você crescer.



**Quero
atrair mais
clientes.**

**Pergunte
o que a gente
pode fazer
por você.**

Vanes Stasiak
Serasa Experian - RS

A Serasa Experian pode ajudar sua empresa a identificar e localizar clientes com maior probabilidade de compra, segmentar o mercado com precisão, oferecer melhores condições comerciais com segurança e muito mais. Seja qual for o seu desafio, pergunte o que a gente pode fazer por você.

Ligue **0800 773 7728**
Acesse já **serasaexperian.com.br**

Serasa  **Experian**

A gente trabalha para você crescer.