

1

Fundamentos

1.1 RISCO DE CRÉDITO E CREDIT SCORES

A concessão de crédito é uma decisão sob condições de incerteza. Em empréstimos, vendas a prazo, prestação de serviços etc., quer o crédito seja solicitado ou quer seja oferecido pelo credor, sempre existe a possibilidade de **perda**. Se o credor puder estimar a **probabilidade** de que essa perda ocorra, sua decisão será mais confiável.

Em termos gerais, quando houver perda em uma operação de crédito, diremos que o cliente foi “**mau**”; caso contrário, diremos que o cliente foi “**bom**”. Eventualmente, poderemos definir clientes “**intermediários**”. Uma discussão sobre a forma de definir bons e maus clientes será apresentada no Capítulo 2.

O objetivo dos modelos de credit scoring é prever, na data da decisão do crédito, a probabilidade de que o crédito, se concedido, incorra em perda para o credor. À probabilidade disso ocorrer, ou seja, à **probabilidade de perda** em uma operação de crédito denominamos **risco de crédito**.

$$\text{Risco de crédito} = \text{Probabilidade de perda}$$

A estimativa dessa probabilidade é função das características do solicitante de crédito e da operação. Há várias formas de estimar essa probabilidade. Este livro trata da estimação do risco de crédito por meio de técnicas estatísticas.

O **credit score** é uma medida do risco de crédito. **Modelos de credit scoring** é a denominação genérica dada no mercado para as fórmulas de cálculo dos escores de crédito.

Os escores de crédito têm a finalidade única de **quantificar o risco de crédito**. A forma em que essa informação é utilizada para tomar a decisão de conceder ou não o crédito, para estruturar a operação definindo taxas, garantias, prazos etc., é atribuição dos gestores de crédito.¹ Para operacionalizar um processo de concessão e gestão de crédito faz-se necessário, além do modelo de cálculo dos escores, uma política de crédito bem-definida, um sistema de informações gerenciais com dados do cliente, operação, formas de pagamento, políticas de cobrança etc.

A implantação e gestão de um processo automatizado de análise e decisão de crédito requerem a geração e atualização permanente de um **sistema de informações gerenciais** com dados sobre os solicitantes de crédito, as operações realizadas, os registros da forma de pagamento dos créditos concedidos e do processo de cobrança. Essa base de dados permitirá, para diferentes faixas de escores:

- rever a adequação dos limites de crédito dados aos clientes;
- avaliar a intensidade e forma de uso de determinado produto de crédito (cartão de crédito, por exemplo);
- analisar/monitorar o perfil dos clientes potenciais do credor para orientar estratégias de marketing, como a segmentação do mercado ou a oferta de novos produtos de crédito.

Os escores de crédito podem ser calculados considerando apenas as características do solicitante de crédito, o chamado **risco cliente**, ou, de forma mais ampla, considerando também características da operação (**risco cliente & operação**). Dada uma solicitação de crédito, quanto maior o número de informações disponíveis, mais confiável será a estimativa do risco. Por isso, é preferível calcular o escore considerando também as características da operação.

Os conceitos de **credit scoring** e **rating** são distintos. Enquanto o credit scoring é um processo basicamente quantitativo, a determinação do rating de uma pessoa jurídica ou física depende em grande parte de avaliação subjetiva, podendo ou não contemplar métodos quantitativos como parte do processo. No entanto, é comum

¹ Em uma analogia simples, o escore de crédito está para o decisor de crédito assim como um termômetro está para o médico. O termômetro fornece apenas uma das avaliações do paciente. Caberá ao médico proceder de acordo com essa e outras informações adicionais. O que não se pode esperar é que medir a temperatura (medida de risco) cure o paciente.

encontrarmos no mercado, sob a denominação de *ratings*, pontuações de empresas que na realidade são escores de crédito.

Apesar de credit scoring referir-se especificamente à avaliação do risco de crédito, é comum no mercado designar dessa forma outros modelos que podem ou não estar ligados ao crédito. Por exemplo, modelos para prever o cancelamento voluntário de um cliente do cartão de crédito (*churning*) ou para identificar o perfil de clientes que respondem à oferta de crédito por mala direta, são modelos que utilizam as mesmas técnicas estatísticas que o credit scoring, razão pela qual são inadequadamente denominados modelos de credit scoring.

Uma aplicação importante, ligada diretamente à gestão de crédito, são os modelos de **collection scoring** utilizados como instrumentos para orientar as estratégias de cobranças. Os clientes inadimplentes são classificados em classes de acordo com seu escore de cobrança e, para cada classe, aplicam-se diferentes estratégias de cobrança. O uso destes modelos não só melhora o relacionamento com os clientes, pois permite aplicar a estratégia adequada a cada caso, como também reduz as despesas com cobranças desnecessárias. Ademais, auxilia na previsão de perdas e custos de cobrança.

1.2 POR QUE MEDIR O RISCO DE CRÉDITO?

O risco de uma solicitação de crédito pode ser avaliado de forma subjetiva ou medido de forma objetiva utilizando metodologia quantitativa. A avaliação subjetiva, apesar de incorporar a experiência do analista, não quantifica o risco de crédito. Dizer que uma empresa é de alto risco não é suficiente para estimar de maneira precisa as perdas ou ganhos esperados com a operação e, conseqüentemente, tomar a decisão mais adequada.²

Medir o risco de crédito de forma objetiva, utilizando técnicas quantitativas, apresenta uma série de vantagens:

- **Consistência nas decisões:** se submetermos uma mesma solicitação de crédito a diferentes analistas, poderemos obter diferentes avaliações subjetivas, pois a

² Por analogia, dizer que uma pessoa é “obesa” não é suficiente para recomendar o tratamento adequado. Ela pode pesar 120 kg ou 220 kg, o que, convenhamos, é uma diferença significativa. Com certeza os tratamentos para reduzir a obesidade diferirão nesses dois casos.

experiência e o envolvimento com o cliente diferem entre eles. Ademais, um mesmo analista pode dar diferentes avaliações para uma mesma proposta se submetida em momentos diferentes. É humano! No entanto, isso não ocorrerá se aplicarmos um modelo quantitativo de credit scoring. Mantidas inalteradas as características da solicitação (do cliente e da operação), o score será o mesmo, independentemente do analista, da agência ou da filial do credor.

- **Decisões rápidas:** os recursos computacionais hoje disponíveis permitem que o score seja computado quase que instantaneamente, logo após cadastrar os dados da solicitação. Centenas ou milhares de decisões podem ser tomadas em um dia, de forma segura e consistente! A pronta resposta a um cliente potencial é uma vantagem competitiva do credor.
- **Decisões adequadas:** em função do risco quantificado, o credor poderá adotar diferentes regras de concessão do crédito.
 - O conhecimento das probabilidades de perda permite calcular perdas e ganhos esperados com as operações. Isso permite **precificar** as operações de forma adequada.
 - Os clientes podem ser divididos em classes de risco conforme seu score. Para cada classe, o credor pode (deve!) adotar diferentes regras de concessão de crédito, diferenciando, por exemplo, as taxas a aplicar. Ao reduzir essas taxas para clientes de baixo risco, terá como efeito a conquista de maior número de clientes, ou seja, de ampliação de mercado.
- **Decisão à distância:** atualmente, com os recursos de transmissão de dados disponíveis, o credor não precisa alocar um analista de crédito em cada loja ou filial. O vendedor imputa os dados no ponto de venda e, logo após submeter essas informações, receberá a decisão de crédito em sua tela.
- **Monitorar e administrar o risco de um portfólio de crédito:** sem a quantificação do risco individual esta tarefa é inviável. Para a avaliação do risco do portfólio são necessárias, além dos scores, outras medidas que não serão discutidas neste texto.

A utilização de medidas objetivas para o risco de crédito permite também:

- verificar o grau com que atendemos aos requisitos de órgãos reguladores;

- estabelecer uma linguagem comum entre os decisores de crédito e
- definir níveis de alçada para concessão de crédito.

Apesar de não conhecermos trabalhos publicados no Brasil, comparando os resultados da aplicação de modelos de credit scoring com os resultados decorrentes da análise “tradicional” de crédito, informações que nos têm sido fornecidas por responsáveis pelas áreas de crédito de instituições financeiras sugerem que os resultados dos modelos de credit scoring são bem superiores!

1.3 APLICAÇÕES DE CREDIT SCORING

A aplicação dos modelos de scoring é fundamental para a decisão de crédito em massa. Nestas operações o número de solicitações ou ofertas de crédito a serem analisados em um pequeno intervalo de tempo é muito alto. Alocar analistas de crédito experientes não compensaria em termos financeiros, pois os valores envolvidos em uma operação são relativamente pequenos e a relação custo operacional/benefício não é favorável. Isso, admitindo que dispuséssemos de um exército de bons analistas, o que sabemos não ser possível. Ademais, a negociação das taxas de juros e condições das operações com cada solicitante de crédito não é viável. A necessidade de um processo automatizado de análise e decisão de crédito é necessária e, portanto, os modelos de scoring aqui encontram seu nicho principal de aplicação.

Todavia, quando o valor do crédito a ser negociado é suficientemente alto, a alocação de um ou mais analistas experientes para analisar a operação com um maior nível de detalhamento é a opção recomendável. Nestes casos o escore de crédito ainda é importante por ser um indicador confiável do risco do cliente e da operação.

1.4 ESTIMANDO O RISCO DE CRÉDITO – IDEIA BÁSICA

A ideia que fundamenta as técnicas de credit scoring é simples. Para melhor entendê-la, vamos considerar um exemplo: suponhamos que no financiamento de automóveis o credor analisa apenas três características dos solicitantes. O tipo de residência (própria ou alugada) na data da solicitação, se o solicitante possui protestos em aberto (sim ou não) na data da solicitação e se o automóvel objeto da operação é novo ou usado. A experiência do credor com clientes que receberam financiamentos no passado mostrou os seguintes resultados:

Tabela 1.1 Financiamento de automóveis

Auto	Residência	Protestos	Adimplentes	Inadimplentes
Novo	Própria	Não	98,0%	2,0%
Novo	Própria	Sim	85,0%	15,0%
Novo	Alugada	Não	92,0%	8,0%
Novo	Alugada	Sim	79,0%	21,0%
Usado	Própria	Não	87,0%	13,0%
Usado	Própria	Sim	70,0%	30,0%
Usado	Alugada	Não	79,0%	21,0%
Usado	Alugada	Sim	61,0%	39,0%

Se um solicitante requisita financiamento para um veículo novo e na data da solicitação possui casa própria, mas tem protestos em aberto, então, com base em sua experiência, o credor estima que ao conceder o financiamento corre um risco de 15% de que o cliente se torne inadimplente.

O score pode ser a própria probabilidade de perda ou uma função dessa probabilidade. Caberá ao analista de crédito decidir se concede ou não o crédito, a taxa de juros, prazos etc. em função dessa probabilidade.

O exemplo anterior mostra a lógica das técnicas quantitativas utilizadas para prever o risco de um futuro cliente. Com três variáveis, cada uma com apenas duas categorias, não necessitamos modelos mais refinados para estimar as probabilidades de inadimplência. À medida que o número de variáveis aumenta, o número de combinações aumenta exponencialmente. Por exemplo, com 20 variáveis binárias (ou seja, cada variável apresenta apenas duas categorias), teremos 1.048.576 combinações possíveis. A tabela correspondente para analisar as probabilidades de inadimplência (equivalente à Tabela 1.1 acima) teria mais de um milhão de linhas e a amostra para dar informações em cada uma dessas combinações teria que ser gigantesca. Problemas reais podem envolver algumas centenas de variáveis, a maior parte com mais de duas categorias. A análise só é viável com o auxílio de avançadas técnicas quantitativas.

1.5 CÁLCULO DOS ESCORES

Utilizando técnicas de análise estatística, os escores são geralmente calculados atribuindo-se pesos a variáveis que caracterizam o solicitante³ e a operação. A seleção

³ Para não cansar o leitor, vamos utilizar o termo **solicitante** de forma genérica daqui em diante. No entanto, pode ser um solicitante de crédito, PJ ou PF, ou um indivíduo ao qual o crédito foi oferecido pelo credor.

das variáveis a serem utilizadas e os respectivos pesos são obtidos com auxílio de softwares estatísticos. Por exemplo, podemos ter uma função do tipo

$$Z = 25 + 2 \times X_1 - 5 \times X_2 - 8 \times X_{13} - 6 \times X_{31}$$

em que

X_1 = Idade

X_2 = Comprometimento de renda

X_3 = Número de protestos em aberto

X_4 = Número de parcelas do financiamento

No passado costumava-se apresentar a fórmula no formato de uma planilha denominada *scorecard*, provavelmente para facilitar que o analista calculasse “à mão” o escore do solicitante. O Quadro 1.1 apresenta um *scorecard* (com pesos fictícios) para calcular o escore de um solicitante.

Se um cliente reside em casa própria, tem 32 anos, é empresário, possui cartão de primeira linha e no ato da solicitação de crédito tem desabonos em aberto, seu escore será igual a $30 + 15 + 10 + 40 - 40 = 55$.

Várias são as técnicas quantitativas que podem ser utilizadas para calcular os escores. Hoje, provavelmente, as técnicas quantitativas mais utilizadas são as técnicas estatísticas de análise discriminante; em particular, a regressão logística.

Quadro 1.1 *Scorecard*

Variável	Pesos			
	Própria	Alugada	Outras	
Tipo de residência	30	10	-15	
Idade (anos completos)	25 ou -	26-35	35-50	51 ou +
	10	15	30	50
Ocupação	Empresário	Funcionário	Autônomo	Não informada
	10	25	-15	-20
Possui cartão de crédito de primeira linha	Sim	Não		
	40	0		
Desabonos	Sim	Não		
	-40	10		

1.6 PROBABILIDADE E ERROS DE DECISÃO

Em todo processo de tomada de decisão entre duas alternativas, podem-se cometer dois tipos de erro. No caso da decisão de crédito, um erro é recusar a solicitação de um solicitante que, apesar de ter perfil de alto risco, honraria seu compromisso caso recebesse o crédito. Outro erro é aprovar uma operação de crédito que irá implicar perdas no futuro.

Admitamos, por exemplo, que a estimativa da probabilidade de que um solicitante com determinado perfil se torne inadimplente seja igual a 0,80 (80% de chances). Isso significa que, a cada 100 tomadores de crédito com esse perfil, aproximadamente 80 se tornarão inadimplentes. É quase certo que negaríamos o crédito solicitado. Ao decidir dessa forma, estaríamos negando o crédito a 20% dos solicitantes que, mesmo apresentando esse perfil de alto risco, não se tornariam inadimplentes. Para esses 20%, a decisão seria incorreta e injusta. Esse tipo de erro tem um custo de difícil estimativa: o custo de deixar um “bom” cliente insatisfeito. Além do custo relativo à não realização da operação, podemos ter o custo da eventual perda do cliente.

Por outro lado, admitamos que, para um determinado perfil, a probabilidade de um solicitante tornar-se inadimplente seja igual a 0,02, isto é, 2%. Neste caso a tendência seria conceder o crédito. Se concedermos crédito a clientes com esse perfil, a cada 100 clientes, teremos aproximadamente 2 inadimplentes. O custo desse erro é mais fácil de estimar que no caso anterior; contempla a perda total ou parcial do montante emprestado e os demais custos operacionais.

Em suma, ao tomar decisões com base em probabilidades, temos dois tipos de erros:

- Erro I: negar o crédito a um solicitante que seria um bom cliente.
- Erro II: conceder o crédito a um solicitante que será um mau cliente.

Tabela 1.2 Classificação das decisões de crédito

	Decisão	
	Aprovar crédito	Negar crédito
Bom cliente	Correta	Erro I
Mau cliente	Erro II	Correta

1.7 PREMISSA BÁSICA EM MODELOS DE CREDIT SCORING

Para o desenvolvimento de modelos de credit scoring, baseamo-nos em amostras de clientes aos quais concedemos crédito no passado. Isso significa que estamos

supondo que, no futuro, quando aplicarmos esses modelos, o comportamento dos novos solicitantes será igual ao dos clientes no passado.

Comportamento futuro ~ Comportamento passado

Ainda que esse “passado” seja recente (um ou dois anos antes da data de avaliação do risco desses novos solicitantes), as mudanças nas condições socioeconômicas do local podem ter mudado. Consequentemente, o comportamento dos clientes face aos compromissos assumidos também pode mudar.

No Brasil, antes de 1994, a premissa de que o futuro seria igual ao passado era frequentemente falsa. Era comum termos os famosos “pacotes econômicos” que, de um dia para outro, alteravam a operação do mercado de crédito e tinham sérias implicações sociais. Este autor, em várias situações, viu-se na necessidade de descartar amostras recém-coletadas, posto que muitos dos clientes considerados nessas amostras não tinham condições de tomar crédito em função das novas regras de mercado.

Como veremos no Capítulo 11, o monitoramento do modelo de credit scoring, enquanto estiver em operação, para detectar possíveis mudanças em relação às condições vigentes em seu desenvolvimento é muito importante para garantir a eficácia do modelo.

1.8 APPLICATION SCORING E BEHAVIORAL SCORING

Os modelos de credit scoring podem ser aplicados a solicitantes de crédito com os quais o credor não teve experiência anterior ou a solicitantes que já tomaram crédito desse credor. Os modelos desenvolvidos para “novos” solicitantes de crédito são denominados modelos de *application scoring*. Os modelos desenvolvidos para clientes ou ex-clientes de crédito do credor são denominados modelos de *behavioral scoring*.

A diferença entre esses modelos reside nas variáveis utilizadas para estimar o risco de crédito. Nos modelos de *behavioral scoring*, utilizamos, além das informações consideradas no *application scoring*, informações relativas a créditos anteriores. Por exemplo, se um cliente honrou com pontualidade empréstimos anteriores, essa informação contribuirá de forma positiva no cálculo do score. Outrossim, se no passado o cliente atrasou várias parcelas, seu score será reduzido em razão dessa experiência negativa.

Os modelos de *behavioral scoring*, por incorporar essas preciosas informações sobre experiências de crédito com o cliente, tendem a fornecer modelos com **maior poder de discriminação** que os modelos de *application scoring*. Isso significa que a probabilidade de perda calculada com um modelo de *behavior scoring* tende a ser mais exata que a estimada com o modelo de *application scoring*. Devemos apenas ter cuidado ao aplicar modelos de *behavior scoring* considerando experiências de crédito em passado remoto, posto que as condições do proponente ou as regras do mercado de crédito podem ter mudado.

1.9 MODELOS JULGAMENTAIS E MODELOS QUANTITATIVOS

A fórmula para cálculo do escore pode ser obtida de diferentes maneiras:

- modelos qualitativos ou julgamentais;
- modelos quantitativos;
 - modelos de *bureau* (generalistas);
 - modelos específicos (customizados).

1.9.1 Modelos julgamentais

Antes de discutir estes modelos, devemos ressaltar que não estamos nos referindo à análise de crédito “tradicional”, baseada na análise de documentos financeiros e outras informações do solicitante. Referimo-nos a fórmulas para o cálculo de escores cujas variáveis e respectivos pesos são definidos de forma subjetiva.

Estes modelos são recomendados, como última opção, quando não dispomos de dados suficientes para desenvolver um modelo estatístico. Por exemplo, para novos produtos de crédito ou quando o credor se instala em uma região na qual nunca atuou antes.

Para elaboração desses modelos, o analista baseia-se em sua experiência na área de crédito e em modelos quantitativos com os quais tenha trabalhado anteriormente. Existe um risco de modelagem inerente ao processo. A experiência anterior pode não valer para a concessão de crédito sob as novas condições. Características que para determinados produtos de crédito podem ter efeito negativo no escore, para outros produtos podem ser neutras ou ter efeito positivo. Como já ressaltamos, a subjetividade do processo pode implicar que um mesmo analista, construindo a fórmula em dias diferentes, chegue a valores distintos para os pesos de cada variável e, até mesmo, divirja quanto às variáveis a incluir na fórmula.

A vantagem em trabalhar com estes modelos reside em permitir a automação das decisões e, portanto, aumentar a produtividade e a consistência das decisões. Por outro lado, estes modelos não permitem quantificar a probabilidade de perda. Essa probabilidade é o elemento mais importante na avaliação do risco de crédito.

1.9.2 Modelos quantitativos I – Modelos generalistas

Empresas de informações comerciais disponibilizam modelos de scoring generalistas. São modelos que estimam o risco de crédito de um indivíduo, PJ ou PF, sem considerar uma operação específica ou o mercado específico do credor. Os modelos generalistas são uma solução interessante no caso de novos produtos ou novos mercados, para os quais o credor não dispõe de base de dados. Permitem a automação da avaliação do risco de crédito e a estimativa da probabilidade de que o tomador de crédito se torne mau cliente no decorrer da operação. No entanto, essa estimativa, conforme explicamos no parágrafo seguinte, não é muito satisfatória.

Para elaboração desses modelos, a definição de mau cliente é em função da ocorrência de um ou mais desabonos (cheques sem fundo, protestos, pendências financeiras com instituições financeiras ou fornecedores etc.) em determinado período. Isso porque as empresas de informações comerciais, em geral, não possuem informações completas sobre o desempenho de um cliente em uma operação de crédito. O credor, após solicitar ao *bureau* de crédito as informações relativas ao solicitante, não dá retorno quanto à sua decisão (conceder ou não o crédito) nem presta informações relativas ao comportamento do tomador face ao crédito concedido (atrasos, rolagem de dívida, recuperação de crédito etc.). Esta definição de mau cliente difere, quase sempre, da definição adotada internamente pelo credor.

Em geral, um modelo genérico não foca o mercado específico do credor nem a operação de crédito a que se destina a avaliação do risco. Ainda que desenvolvidos para um mercado específico, varejo de roupas, por exemplo, clientes de diferentes lojas podem pertencer a classes sociais bastante distintas. O cliente de uma boutique que trabalha com produtos de grife certamente é diferente do cliente de uma cadeia de lojas de roupas populares. Certas características utilizadas no cálculo dos escores podem discriminar tomadores de uma classe social e não ter o menor efeito em outra classe. Por exemplo, o tipo de residência não fará muita diferença para discriminar clientes de uma classe social alta, em que praticamente todos possuem casa própria.

Na classe de renda mais baixa essa variável poderá fazer muita diferença no cálculo do escore. Em um modelo generalista, os solicitantes de uma ou da outra classe serão tratados da mesma forma.

1.9.3 Modelos quantitativos II – Modelos customizados

Sem dúvida, estes são os modelos mais adequados para avaliar o risco de crédito. São desenvolvidos levando em consideração o mercado específico do credor, as características das operações a que se destina o modelo e, o que é muito importante, a sua definição de perda na operação.

Estes modelos permitem estimar com maior acuidade o risco de crédito.

1.10 ROTEIRO PARA O DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO DE SCORING

Nos capítulos seguintes, vamos apresentar as diferentes etapas no desenvolvimento, na implantação e gestão de um modelo de escoragem. Os capítulos estão ordenados na sequência de trabalho para alcançar esses objetivos. Em síntese, as principais etapas são:

- planejamento e definições;
- identificação das variáveis potenciais;
- planejamento e seleção da amostra;
- análise e tratamento dos dados;
- cálculo da fórmula de escoragem;
- análise e validação da fórmula;
- ajuste final do modelo.

1.11 UMA NOTA DE ALERTA

Antes de decidir desenvolver um modelo de credit scoring é fundamental avaliar se a medição do risco de crédito com modelos estatísticos é coerente com os objetivos e as estratégias da empresa. Essa questão é extremamente importante, pois já testemunhamos casos de empresas que desenvolveram excelentes modelos, mas nunca os implantaram.

A utilização de modelos de credit scoring representa uma transformação radical na cultura de crédito de uma empresa. Como toda mudança cultural, o número de

barreiras, geradas consciente ou inconscientemente, são muitas e o comprometimento da alta direção é vital para o sucesso dessa transformação. Se a decisão de desenvolver o modelo não parte da alta direção da empresa, em função de metas e estratégias muito bem-definidas, dificilmente teremos sucesso. O comprometimento da direção do credor contempla a participação efetiva nas definições dos parâmetros do modelo, o acompanhamento do desenvolvimento em reuniões periódicas, a criação de facilidades e a priorização das tarefas de implantação do sistema de concessão apoiado no credit scoring e do acompanhamento regular dos resultados obtidos. Não basta enviar um punhado de analistas juniores a cursos de modelagem, comprar softwares avançados, contratar estatísticos etc.

Outro problema é saber se o que a empresa credora realmente necessita é um modelo de credit scoring. Nem tudo que requer estatística é credit scoring! Às vezes, pode ser que o objetivo a ser alcançado não dependa do desenvolvimento desse modelo, mas, sim, de outro tipo de análise estatística. Por exemplo, um caso interessante foi o de uma grande empresa varejista que desenvolveu um modelo de credit scoring para identificar regiões com baixa inadimplência. O credit scoring pode ter ajudado, mas uma simples análise exploratória de dados bastaria para suprir essa necessidade.

Finalmente, a empresa credora, ainda que contrate os serviços de uma consultoria para o desenvolvimento do projeto, deve envolver-se e participar das diferentes fases do projeto. Não é necessário ser estatístico para entender e contribuir com as diferentes etapas do projeto. O conhecimento do produto e do mercado em que o credor atua, da disponibilidade das variáveis que podem ser úteis no desenvolvimento do modelo, de restrições ou limitações impostas pela cultura do credor, entre outros aspectos são extremamente relevantes para a obtenção de um sistema de concessão de crédito eficaz apoiado no modelo de credit scoring.

