

# Uma metodologia para o gerenciamento de modelos de escoragem em operações de crédito de varejo no Brasil

Luis Fernando Landa Lecumberri<sup>§</sup>

Antonio Marcos Duarte Júnior<sup>□</sup>

## RESUMO

O desenvolvimento de modelos de escoragem para a concessão de crédito e acompanhamento do comportamento de clientes tem ganhado importância na rotina de bancos de varejo, financeiras, operadoras de cartão de crédito, áreas de planejamento de marketing, e grandes lojas de departamento. Técnicas estatísticas como regressão logística, análise discriminante, árvores de decisão etc., têm dominado a literatura quando o assunto são modelos de escoragem. Um ponto de fundamental importância permanece, no entanto, ignorado pela literatura de finanças e estatística: o acompanhamento regular dos modelos, e sua capacidade preditiva **após** sua implementação. Neste artigo apresentamos uma metodologia para acompanhar a estabilidade dos modelos de escoragem, assim como o seu poder preditivo no decorrer do tempo, visando evitar problemas relacionados à concessão errônea do crédito, ou ao mau acompanhamento do cliente. Vários exemplos são apresentados. Nossa proposta visa gerar ações de correção, permitindo controlar e evitar eventuais falhas operacionais inerentes aos sistemas de escoragem, assim como sinalizar a eventual necessidade do desenvolvimento de um novo modelo nos casos onde há muita alteração nos dados cadastrais, com perda substancial de poder preditivo.

**Palavras-chave:** crédito, gestão de riscos, modelagem de crédito, *credit scoring*, *behaviour scoring*.

## ABSTRACT

The development of scoring models for credit risk management and behaviour analysis of clients is quite important in the routine of commercial banks, financing companies, credit card operations, marketing units and large department stores. Statistical techniques such as logistic regression, discriminant analysis, decision trees etc., have dominated the literature when the subject is related to credit modelling. An important point remains ignored, however: tracking the performance of these models and validating their predictive ability *after* their implementation. In this article we present a methodology to track the stability of credit and behaviour scoring models, checking their predictions through time, in order to avoid problems when granting credit for clients. Several examples are presented in order to illustrate the practical use of our proposal. Our proposal seeks to generate actions to avoid possible operational and modelling failures related to these models, suggesting in some cases that these models be replaced by new models.

**Key words:** credit; risk management; credit modelling; credit scoring; behaviour scoring.

**JEL classification:** C10, C52, G20.

---

\* Os autores agradecem as sugestões recebidas quando da apresentação deste trabalho na 8ª Escola de Modelos de Regressão, na 10ª Escola de Séries Temporais e Econometria, e no 3º Encontro Brasileiro de Finanças.

§ Unibanco S. A., São Paulo. E-mail: lflanda@yahoo.com.br.

□ Faculdades Ibmecc, Rio de Janeiro. E-mail: aduarte@ibmeccrj.br.

Recebido em maio de 2003. Aceito em agosto de 2003.

## 1 Introdução

A gestão de riscos vem evoluindo de forma contínua nos mercados financeiros. Em particular, a gestão de riscos de crédito tem merecido atenção especial das autoridades regulamentares locais (Banco Central do Brasil, 1994, 1999, 2000), das autoridades regulamentares internacionais (Bank for International Settlements, 2001), Federal Reserve System (1999), assim como das próprias instituições, que têm buscado espontaneamente sua evolução (Bank for International Settlements, 2000).

A gestão de riscos de uma carteira de crédito difere substancialmente dependendo do tipo de cliente sob análise. Por exemplo, no caso dos grandes clientes corporativos, sua classificação depende dos chamados sistemas de *ratings*. (Caouette *et al.*, 1998). No caso do cliente ser uma pessoa física, ou mesmo uma pessoa jurídica com pequeno faturamento anual (como, por exemplo, abaixo de R\$ 1 milhão por ano), os modelos de escoragem passam a ser necessários. (Mays, 1998; Thomas *et al.*, 1992).

A utilização de modelos de escoragem está se tornando fundamental na análise de crédito em bancos de varejo, financeiras, operadoras de cartão de crédito, áreas de planejamento de *marketing*, planejamento para cobrança de dívidas, e grandes lojas de departamento, tanto no exterior (Thomas *et al.*, 2002) quanto no Brasil (Rosa, 2000; Sicsú, 2003). O desenvolvimento destes modelos é um processo complexo, requerendo simultaneamente modelos e técnicas estatísticas, assim como conhecimento prático (Lewis, 1992), em especial do tipo de cliente sob consideração. Nesse ponto em particular é fundamental lembrar a questão dos riscos na modelagem matemática (Derman, 1996; Duarte, 1997), onde a gestão de modelos de escoragem se insere como um caso particular de relevância diante dos potenciais danos que pode causar.

Este artigo tem como principal objetivo propor o uso de um conjunto de técnicas para a gestão de modelos de escoragem **após** sua implementação, contribuindo, assim, para a melhoria do controle do processo de tomada de decisão no crédito e *marketing* massificados na prática no Brasil, e permitindo a melhor gestão de seus riscos de modelagem matemática.

De forma a facilitar a apresentação da metodologia dividimos o artigo em cinco seções:

- i. Primeiramente é feita uma pequena revisão sobre o desenvolvimento de sistemas de escoragem.

- ii. A seguir, uma seção sobre técnicas para a verificação da estabilidade da população. O objetivo deste conjunto de técnicas é identificar diferenças entre a população utilizada quando do desenvolvimento do modelo e a população atual, cobrindo também a questão da interferência nos resultados do modelo.
- iii. A terceira seção cobre técnicas para a verificação da efetividade da escoragem. O objetivo deste conjunto de técnicas é identificar uma eventual deterioração no modelo de escoragem, utilizando para tal diferentes “safra” de clientes. Uma “safra” deve ser entendida como sendo o conjunto de clientes que foi submetido a um determinado modelo de escoragem, em um determinado instante de tempo, que contratou um mesmo produto/serviço, e cuja evolução é acompanhada por um horizonte de análise específico (chamada de período de maturação pelos analistas de escoragem).
- iv. A quarta seção cobre os relatórios de alterações na escoragem. Trata-se de um documento interno da instituição descrevendo cada etapa da história do modelo de escoragem, desde seu desenvolvimento, até alterações realizadas após sua implementação. Este relatório é uma fonte de informações de particular importância para o grupo de revisão de crédito responsável pelo acompanhamento regular do modelo, assim como para a auditoria (interna e externa).
- v. Terminamos apresentando nossas conclusões e sugestões de pesquisas futuras.

## **2 Modelos de escoragem: definições, planejamento, estimação, calibragem e validação**

Embora a literatura cobrindo técnicas para o gerenciamento de modelos de escoragem após sua implementação seja deficiente, o mesmo não se pode dizer sobre a literatura cobrindo o desenvolvimento e implementação destes modelos. Nesta seção apresentamos um resumo das melhores práticas relativas ao desenvolvimento e implementação de modelos de escoragem com o único propósito de justificar o uso das técnicas de acompanhamento apresentadas nas três seções subseqüentes. Para o leitor interessado em mais detalhes acerca do desenvolvimento de modelos de escoragem sugerimos Lewis (1992), Mays (1998) e Thomas *et al.* (1992, 2002).

Um modelo de escoragem deve ser entendido como uma parte importante de um sistema de gestão de riscos de crédito. Na prática local e internacional estes modelos são utilizados com o fim principal de classificar clientes de acordo com uma escala interna da instituição (Prado *et al.*, 2000), ou adequá-los a requerimentos regulamentares, como a

Resolução 2682. (Banco Central do Brasil, 1999). Estes modelos são quase sempre utilizados em conjunto com outros procedimentos internos, como filtros de crédito, auxiliando assim no processo de tomada de decisão, conforme definições e orientações constantes na política de crédito da instituição.

O desenvolvimento de modelos de escoragem requer pessoal capacitado (com bons conhecimentos estatísticos e prática profissional), investimentos em tecnologia (especialmente se for desejado automatizar completamente o processo de tomada da decisão), e comprometimento da alta direção. A implementação deste processo pode ser dividida em quatro etapas principais: (a) definições e planejamento; (b) estimação do modelo; (c) calibragem das regras de tomada da decisão; e (d) validação.

Na primeira etapa, relativa a definições e planejamento, é importante estabelecer o escopo de atuação dos modelos no que se refere à cobertura de produtos, segmentos, regiões geográficas, mercados de interesse, horizonte de análise/previsão, e categorização dos resultados (bom ou mau, ou classificação em várias categorias) etc.

Ainda nesta primeira etapa um ponto que merece particular atenção é a definição de inadimplência. Se, aparentemente, esta deveria ser uma definição fácil, é importante lembrar que o Novo Acordo de Capitais da Basileia (Bank for International Settlements, 2001) exige que conste da política de crédito de cada banco, que busca a permissão para a utilização de metodologias mais sofisticadas para alocação de capital para exposições de crédito no varejo, uma definição formal para inadimplência. Todos os parâmetros necessários para as diferentes metodologias disponíveis para alocação de capital (como a probabilidade de inadimplência) devem estar em concordância com esta definição.

Por fim, a primeira etapa requer a definição do conjunto total de variáveis a serem, posteriormente, selecionadas durante o desenvolvimento do modelo de escoragem. Estas variáveis devem cobrir dados cadastrais, informações financeiras, desabonos (aqueles julgados relevantes além dos já utilizados nos filtros de crédito), dados da operação, e de experiências anteriores com o cliente (no caso de *behaviour scoring*). As variáveis devem ser de fácil obtenção e interpretação.

A segunda etapa comporta toda a tarefa de estimação do modelo, iniciando-se pela coleta dos dados, seleção e dimensionamento da amostra a ser utilizada para desenvolvimento e teste do modelo. Estes passos preliminares da segunda etapa são, na maioria das vezes, muito demandantes de tempo, requerendo cuidado especial para não comprometer todo o restante do processo. Há uma forte dose de “arte” nestas tarefas iniciais da segunda etapa, em contraposição às tarefas restantes, que são eminentemente técnicas.

Ainda na segunda etapa vem o processo de tratamento dos dados (inconsistências, *missing values* etc.) e seleção estatística das variáveis. A determinação final da fórmula de escoragem ficou facilitada pelo atual estágio de desenvolvimento dos pacotes estatísticos que permitem o uso de diferentes técnicas (como regressão logística, análise discriminante e, até mesmo, propostas mais recentes como redes neurais e algoritmos genéticos). A análise da fórmula final, com o entendimento do resultado pelos analistas de escoragem que ficarão responsáveis pelo seu uso, é importante. Finalmente, todas as memórias de cálculo devem ser guardadas, pois são de grande utilidade para o trabalho de áreas como Gerenciamento de Riscos, Auditoria Interna e Revisão de Crédito Varejo.

A calibragem das regras de tomada de decisão é outro passo que requer uma boa dose de experiência prática. Existem diferentes formas de determinação do ponto de corte, como em função da rentabilidade esperada do cliente, da minimização dos erros de modelagem (comumente chamados Tipo I e Tipo II) etc. A prática atual recomenda a utilização de faixas de escoragem para a classificação dos clientes, principalmente em razão do requerimento imposto pela Resolução 2682, exigindo que os clientes tenham uma classificação de crédito com diferentes níveis de provisão.

Finalmente, chegamos à última fase, relacionada à validação da fórmula de escoragem a ser disponibilizada para o pessoal de concessão de crédito. Esta fase é a zona de fronteira entre o desenvolvimento e implementação do modelo de escoragem, e nossa proposta metodológica para o gerenciamento e acompanhamento do poder preditivo do modelo.

Vemos que o desenvolvimento e implementação de modelos de escoragem requerem um trabalho cuidadoso e muito técnico, fornecendo, ao final, uma poderosa ferramenta de auxílio à tomada de decisão de crédito ou *marketing*. Uma vez que o modelo de escoragem encontra-se em operação, a primeira preocupação deve ser a de acompanhar cuidadosamente a estabilidade da população por meio do conjunto de técnicas que será apresentado na próxima seção.

### **3 Relatórios de estabilidade da população**

Os relatórios de estabilidade da população visam identificar diferenças significativas entre a população utilizada para o desenvolvimento inicial dos modelos, e a população atual sobre a qual os modelos estão sendo aplicados. Ou seja, o objetivo é ver se há evidência estatística de uma grande alteração entre as populações de desenvolvimento e atual. Também têm por objetivo acompanhar as interferências que ocorrem nos modelos,

seja a recusa do crédito para clientes aprovados, ou a concessão de crédito para clientes recusados pelos modelos.

### 3.1 Índice de estabilidade da população

Assumamos que  $\varphi(X_0)$  denote o modelo de escoragem aplicado à população de desenvolvimento,  $X_0$ ; assumamos também que  $\varphi(X_1)$  denota o mesmo modelo de escoragem aplicado à população no mês de análise,  $X_1$ . Assumamos que a distribuição da população de clientes sob análise seja absolutamente contínua (Billingsley, 1979), com densidades dadas por  $f_i(\varphi(x))$ , para  $i = 0, 1$

Kulback (1968) define a divergência entre as densidades de probabilidades  $f_i(\varphi(x))$  no caso de distribuições absolutamente contínuas como

$$\int (f_0(\varphi(x)) - f_1(\varphi(x))) \ln \left( \frac{f_0(\varphi(x))}{f_1(\varphi(x))} \right) d\lambda(\varphi(x)) \quad (1)$$

onde

$$d\mu_i(x) = f_i(\varphi(x)) d\lambda(\varphi(x)) \quad (2)$$

é a derivada de Radon-Nikodym.

Na prática, na análise de modelos de escoragem há o interesse em uma versão discreta da definição da fórmula de divergência, dado que sugerimos trabalhar por faixas de escores. O Índice de Estabilidade da População (IEP) pode ser definido como sendo esta fórmula, dada por

$$\text{IEP} = \sum_{i=1}^n (f_{0i}(\varphi(\underline{x})) - f_{1i}(\varphi(\underline{x}))) \ln \frac{f_{0i}(\varphi(\underline{x}))}{f_{1i}(\varphi(\underline{x}))} \quad (3)$$

onde  $i = 1, 2, \dots, n$  são as faixas de escoragem de interesse.

A intuição no uso do IEP é simples: quanto mais diferentes forem as populações sob consideração, maior será o IEP calculado. Idealmente, o valor do IEP deveria ser o menor possível, próximo de zero (note que sempre  $\text{IEP} \geq 0$ ). Embora existam valores considerados aceitáveis para o IEP (como  $\text{IEP} \leq 0,10$ ), e outros valores considerados muito elevados (como  $\text{IEP} \geq 0,25$ ), nossa experiência prática no uso do mesmo sugere a observação

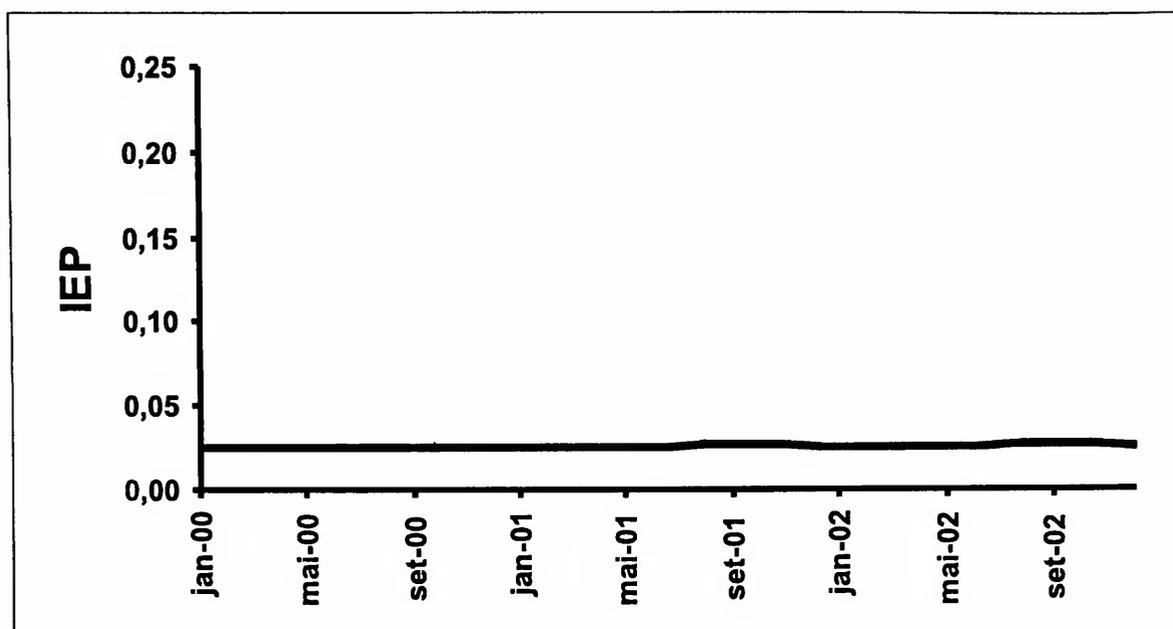
de sua tendência (aumentando, indica mais divergência entre as populações, o que deve ser visto como ruim; diminuindo, indica menor divergência entre as populações, o que deve ser visto como bom). Vejamos alguns exemplos do uso do IEP.

A Tabela 1 ilustra o cálculo do IEP no caso de um modelo de *behaviour scoring*. Pelos comentários do parágrafo anterior deveríamos julgar como aceitável o nível obtido para o IEP ( $0,02539 < 0,1$ ), que indica que não houve alteração substancial nas populações de desenvolvimento e utilização atual do modelo. A Figura 1, onde a evolução temporal do IEP do referido modelo é apresentada, mostra que não houve deterioração na qualidade da amostra. O mesmo não se pode dizer do outro modelo de *behaviour scoring* cuja evolução do IEP está ilustrada na Figura 2. Neste último caso há uma clara tendência de alta para o referido índice, indicando que as populações sendo utilizadas no modelo estão divergindo cada vez mais quando comparadas com aquelas utilizadas no seu desenvolvimento. No caso do modelo retratado na Figura 1, o IEP não recomenda nenhuma ação, ao contrário do modelo retratado na Figura 2, que demanda uma análise imediata dos motivos que levaram às modificações observadas.

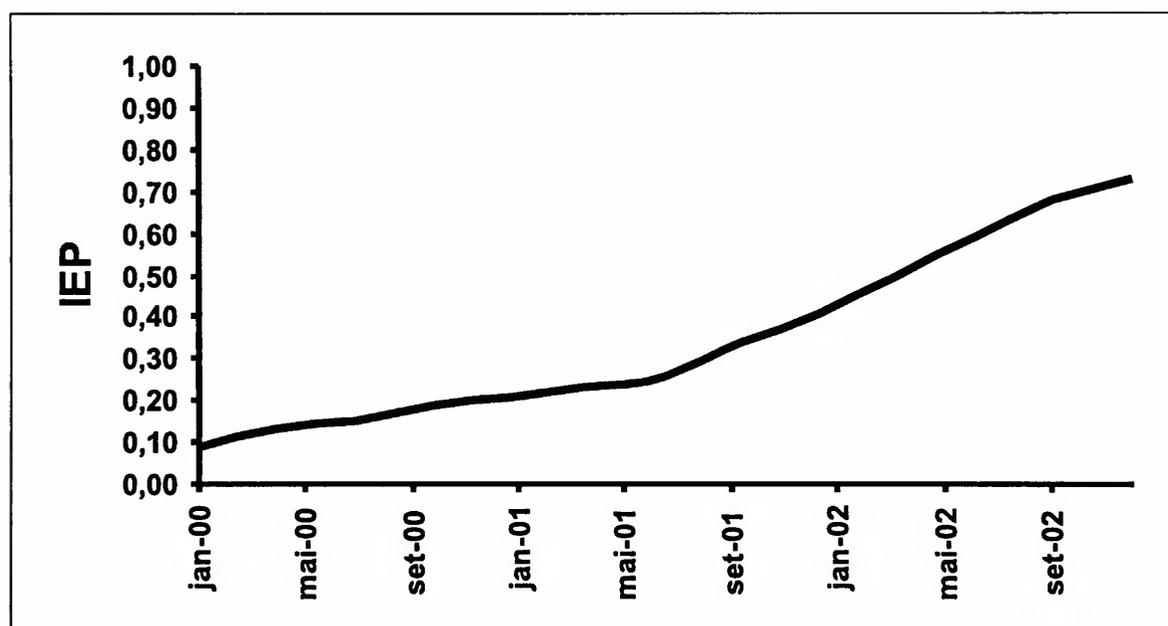
**Tabela 1**  
**Cálculo do Índice de Estabilidade da População**

Score	Qtde de Clientes Standard	% Standar	Qtde de Clientes Atuais	% Atual	% S - % A	$\ln(\%S/\%A)$	Contribuição para o Índice
até 80	20.482	2,95%	37.046	3,52%	-0,005658	-0,175225	0,00099
81 100	58.808	8,48%	109.697	10,42%	-0,019411	-0,206055	0,00400
101 130	104.276	15,04%	176.017	16,73%	-0,016845	-0,106151	0,00179
131 165	194.883	28,11%	333.052	31,65%	-0,035371	-0,11851	0,00419
> 166	314.781	45,41%	396.506	37,68%	0,0772858	0,1865748	0,01442
total	693.230	100%	1.052.318	100%	<b>IEP =</b>		0,02539

**Figura 1**  
**Evolução do IEP de um Modelo de Escoragem**



**Figura 2**  
**Evolução do IEP de um Modelo de Escoragem**



### 3.2 Característica amostral

Se  $\varphi(X)$  denota um modelo linear de escoragem, assumamos que possa ser escrito como

$$\varphi(X) = \beta^T X \quad (4)$$

onde  $\beta$  é o vetor com os parâmetros estimados do modelo.

A Característica Amostral (CA) pode ser definida como

$$E(\varphi(X_0) - \varphi(X_1)) \quad (5)$$

ou seja,

$$E(\varphi(X_0) - \varphi(X_1)) = E(\beta^T X_0 - \beta^T X_1) = E(\beta^T (X_0 - X_1)) = \beta^T E(X_0 - X_1) \quad (6)$$

De (6) observamos que a CA permite medir como alterações nas variáveis impactam o escore final dos modelos. No caso do modelo linear retratado, vemos que é suficiente para o cálculo da CA os parâmetros do modelo e uma estimativa da diferença esperada entre as populações de desenvolvimento e a atual.

A CA difere substancialmente do IEP, pois este último considera somente as diferenças entre as populações, sem observar o impacto no escore final produzido. Por outro lado, a CA vai um passo além, levando em consideração estes dois efeitos simultaneamente. Nossa opinião é que, apesar desta última observação, a CA e o IEP devem ser utilizados conjuntamente para uma análise mais geral dos modelos.

Como um exemplo do uso da CA, consideremos a Tabela 2. O modelo de escoragem em questão é baseado em mais de trinta variáveis, dentre as quais selecionamos três para ilustrar: Idade, Idade da Conta e CEP residencial. Dados os escores para cada possibilidade destas variáveis, uma estimativa de máxima verossimilhança para a diferença entre as populações é obtida, e o valor da CA calculado, resultando em  $-3,316$  (calculado utilizando todas as mais de trinta variáveis). A interpretação neste caso é a seguinte: o modelo de escoragem está apresentando 3,316 pontos a menos com a população atual do que com a população do instante em que foi desenvolvido. Em particular, vemos que as contribuições das três variáveis selecionadas para ilustração nos dão impactos de 0,357,  $-2,467$  e  $-0,107$  para a Idade, Idade da Conta e CEP Residencial, respectivamente.

**Tabela 2**  
**Cálculo da Característica Amostral de um Modelo**

Idade	Amostra de Validação		Nov./02		Diferença	
	N	%	N	%	Escore	Score
Até 25 anos	71.714	10,3%	119.862	11,4%	-2,83	-0,030
26 a 30 anos	64.701	9,3%	84.361	8,0%	-1,07	0,014
31 a 50 anos	378.052	54,5%	486.948	46,3%	0,00	0,000
51 anos ou +	178.763	25,8%	361.147	34,3%	4,36	0,372
Não informado	0	0,0%	0	0,0%	0,00	0,000
Total	693.230	100,0%	1.052.318	100,0%		0,357

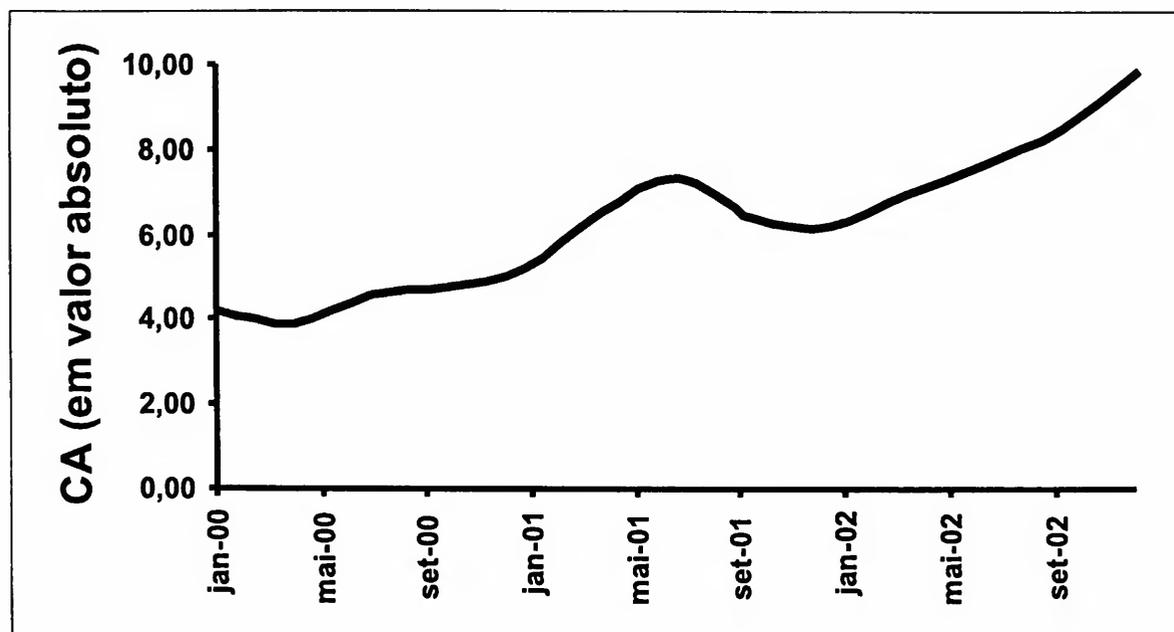
  

Idade da Conta	Amostra de Validação		Nov./02		Diferença	
	N	%	N	%	Escore	Score
3 a 6 meses	58.067	8,4%	163.387	15,5%	-7,38	-0,528
7 a 18 meses	120.332	17,4%	376.680	35,8%	0,00	0,000
19 meses ou +	514.831	74,3%	512.251	48,7%	7,58	-1,940
Total	693.230	100,0%	1.052.318	100,0%		-2,467

CEP Residencial	Amostra de Validação		Nov./02		Diferença	
	N	%	N	%	Escore	Score
agrupamento cep001	79.958	11,5%	108.159	10,3%	4,10	-0,051
agrupamento cep002	44.149	6,4%	60.423	5,7%	0,00	0,000
agrupamento cep003	93.868	13,5%	145.193	13,8%	-2,98	-0,008
agrupamento cep004	45.682	6,6%	75.817	7,2%	-7,86	-0,048
Não informado	429.573	62,0%	662.726	63,0%	0,00	0,000
Total	693.230	100,0%	1.052.318	100,0%		-0,107
Total	693.230		1.052.318			-3,316

**Figura 3**  
**Evolução da Característica Amostral de um Modelo**



Não existe uma pontuação padrão que indique uma necessidade de substituição do modelo, ficando isso a cargo da equipe de acompanhamento. Mais uma vez, a observação de evolução da CA de um modelo é importante: se esta estiver aumentando (em valor absoluto), sugerimos atenção especial, como ilustrado no caso do modelo de *credit scoring* apresentado na Figura 3.

### 3.3 Relatório de escoragem final

Seja  $\varphi(X)$  um modelo de escoragem. Uma regra de tomada de decisão simplificada no caso do uso deste modelo para analisar um cliente cuja ficha cadastral forneça as informações contidas em  $x^*$  pode ser dada por

$$\begin{cases} \text{se } \varphi(x^*) \geq c \text{ aceitar o cliente} \\ \text{se } \varphi(x^*) < c \text{ recusar o cliente} \end{cases} \quad (7)$$

onde o Ponto de Corte (Mays, 1998) escolhido é denotado por  $c$ .

As instituições financeiras brasileiras já utilizam regras de tomada da decisão mais sofisticadas. (Sicsú, 2003). Ilustramos nossa proposta de utilização do Relatório de Escoragem Final (REF) em um caso destes, onde há diferentes *ratings* (Caouette *et al.*, 1998) atribuídos aos clientes no final do processo de escoragem.

A Tabela 3 mostra o resumo, para um certo mês de análise, dos resultados de um modelo de *behaviour scoring*. Vemos, neste caso, que cinco níveis de *rating* resultam da análise do processo de escoragem: I (melhor qualidade creditícia), II, III, IV e V (pior qualidade creditícia). Por exemplo, no caso do pior *rating*, V, este é atribuído aos clientes com escoragem inferior a 80 pontos. Um outro exemplo é dado pelo segundo melhor *rating*, II, que é atribuído aos clientes com escore entre 90 e 95 pontos.

**Tabela 3**  
**Escoragem Final**

Score	Out./2001						
	N	% Observado	Aprovados	% Aprovação	Recusados	% Recusados	
Até 45	1.180	4,9%	0	0,0%	1.180	5,2%	
De 45 a 55	4.065	17,0%	0	0,0%	4.065	17,9%	
De 55 a 60	3.334	13,9%	0	0,0%	3.334	14,7%	
De 60 a 65	3.173	13,2%	0	0,0%	3.173	14,0%	V
De 65 a 70	4.106	17,1%	0	0,0%	4.106	18,1%	
De 70 a 75	2.706	11,3%	0	0,0%	2.706	11,9%	
De 75 a 80	1.991	8,3%	0	0,0%	1.991	8,8%	
De 80 a 85	1.138	4,7%	0	0,0%	1.138	5,0%	IV
De 85 a 90	1.505	6,3%	912	60,6%	593	2,6%	III
De 90 a 95	692	2,9%	369	53,3%	323	1,4%	II
Acima de 95	85	0,4%	43	50,6%	42	0,2%	I
Total	23.975	100,0%	1.324	5,5%	22.651	94,5%	

Se definirmos, neste caso, que somente será concedido crédito aos clientes com *rating* I, II ou III, temos uma regra de tomada da decisão mais sofisticada do que aquela ilustrada em (7). Obviamente, o fato da instituição financeira desejar fornecer crédito a um cliente não é suficiente para o sucesso da operação: é necessário que o cliente deseje, ao

final do processo de análise, contratar algum produto/operação com a instituição. O REF permite acompanhar isto de forma detalhada, com diferentes visões (por exemplo, por produto, por região geográfica, por agência etc.).

No caso da Tabela 3, vemos, tomando-se o nível de *rating* III como ilustração, que dos 1.505 clientes inicialmente considerados, o crédito foi dado a somente 912 clientes, com os demais 593 recusando a oferta.

Um ponto que chamamos particular atenção está relacionado ao fato de que nenhum cliente com *rating* “insuficiente” (ou seja, IV e V) recebeu crédito neste exemplo. Se isto não fosse verdade, teríamos o problema de interferência na escoragem.

### 3.4 Relatório de interferência na escoragem

A interferência na escoragem pode ocorrer de duas formas:

- i. Quando um cliente que deveria ter tido sua proposta de crédito negada após a escoragem é, ao final, aceito. Ou seja, seu score situa-se abaixo do Ponto de Corte, mas mesmo assim uma proposta de crédito é feita ao mesmo. Neste caso, se a frequência de interferência na escoragem se mantém, e o motivo pelo qual ela está sendo aplicada também permanece no decorrer do tempo, é necessário reavaliar a política de crédito adotada, ou então o modelo de escoragem.
- ii. Quando um cliente que deveria ter tido sua proposta de crédito aceita após a escoragem é, ao final, negado. Ou seja, seu score situa-se acima do Ponto de Corte, mesmo assim sua contratação não é efetivada por outros motivos. A quantidade de negócios que deixaram de ser efetuadas para clientes com pontuação acima do Ponto de Corte deve ser avaliada para identificar possíveis falhas no processo de concessão de crédito, podendo estar ocasionando a desistência do cliente na conclusão do negócio, ou até mesmo possíveis filtros que estejam sendo muito severos no decorrer do processo.

Essas observações de cunho prático são de fundamental importância para o gerenciamento de risco de crédito na instituição, e não podem ser negligenciadas.

Este relatório é decorrente do REF, pois visa identificar os principais pontos onde a decisão final tomada foi contrária à decisão do modelo de escoragem, e tem por objetivo identificar as eventuais deficiências das políticas de crédito que estão sendo utilizadas no momento, como exemplificado na Tabela 4.

**Tabela 4**  
**Exemplo de Interferência na Escoragem**

Razão da Interferência	Aprovado abaixo do PC	Recusado acima do PC
Estudante de Boa Universidade	68%	0%
Saldo em Investimentos > 50.000	11%	0%
Informação Negativa no Mercado	0%	65%
Razão de Débitos muito elevada	0%	21%
Outros	21%	14%
Total	81	571

Neste exemplo, consideremos que haja por parte de um banco o interesse em aumentar sua penetração no setor universitário. Para tal, houve a identificação de um conjunto de universidades cujos alunos são de interesse para a instituição iniciar um relacionamento financeiro. É possível, pela natureza do público-alvo, que o modelo de *credit scoring* recuse uma boa parte da população contactada. Para o aumento da participação do banco no segmento universitário é necessário, então, interferir nos resultados do modelo de *credit scoring*, fazendo ofertas de crédito a estudantes que não obtiveram escore suficiente para aprovação. No caso ilustrado na Tabela 4 teríamos que, para o conjunto de universidades consideradas de interesse pelo banco, 68% dos alunos daquelas universidades que se candidataram e obtiveram escore abaixo do Ponto de Corte iniciaram um relacionamento financeiro com o banco.

O Relatório de Interferência na Escoragem (RIE) dá uma visão, ao grupo de gestão de riscos de crédito, das decisões tomadas que contrariam os modelos de escoragem.

O grande problema que envolve este relatório é que a indústria financeira brasileira ainda não tem o hábito de apontar/codificar motivos de recusa do crédito ou interferência na escoragem do modelo, tornando este relatório, dessa forma, de difícil obtenção.

Vale lembrar, também, que o RIE é um material com muita riqueza para as áreas de Auditoria Interna e Revisão de Crédito Varejo.

#### **4 Relatórios de efetividade da escoragem**

Os relatórios de efetividade da escoragem visam avaliar a performance do modelo ao longo do tempo, considerando o período de maturação de diferentes “safras”

#### 4.1 Relatório de desempenho do modelo

O Relatório de Desempenho do Modelo (RDM) busca comparar, para uma safra de clientes, as distribuições de maus clientes quando do desenvolvimento do modelo, com a distribuição atualizada de maus clientes. Como no caso do IEP, é recomendável utilizar uma medida de divergência para acompanhar, ao longo do tempo, como as distribuições de maus clientes evoluem, observando se estas convergem no período de maturação.

Na fórmula (3), sejam  $f_0(\cdot)$  e  $f_1(\cdot)$ , respectivamente, as distribuições de maus clientes na população de desenvolvimento e na população atual. A fórmula (3) é válida também para quantificar a “distância” entre estas duas distribuições de maus clientes, podendo ser adaptada exatamente como no caso do IEP para considerar a escala de *rating* interno derivada do modelo de escoragem sob consideração. Explicamos os detalhes da utilização prática do RDM por meio do exemplo do modelo de *behaviour scoring* com resultados contidos na Tabela 5, cujo período de maturação é de seis meses.

Nesta tabela encontram-se a distribuição de maus clientes quando do desenvolvimento do modelo de escoragem, assim como, fixada uma safra, a evolução temporal da distribuição de maus clientes para dois, quatro e seis meses após a contratação de um certo produto. Vemos que, como no caso do IEP, a comparação é feita por nível de *rating*, muito embora isto não seja imperativo (mas apenas uma sugestão nossa). Notamos que a divergência total diminui com o passar do tempo, refletindo que as distribuições aproximam-se quando o período de maturação embutido no modelo (no caso, seis meses) termina. Por exemplo, a divergência total das distribuições de maus clientes para, respectivamente, dois, quatro e seis meses são 0,0948, 0,0143 e 0,0052, decrescendo. Neste caso específico não há indicação de que o modelo esteja requerendo alteração. Entretanto, se não houvesse uma tendência das duas distribuições citadas aproximarem-se, com as estimativas de divergência total diminuindo, medidas corretivas deveriam ser consideradas.

**Tabela 5**  
**Relatório de Desempenho**

CLASSE DE SCORE	Maus Desenv.		Maus 2 meses		Maus 3 meses		Maus 4 meses		Divergência
	QTDE	QTDE %	QTDE	QTDE %	QTDE	QTDE %	QTDE	QTDE %	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)	
Até 80	4.193	19,8%	114	23,4%	469	21,7%	1.967	19,6%	0,0000
81 - 100	7.672	36,2%	123	25,3%	679	31,4%	3.762	37,5%	0,0004
101 - 130	6.144	29,0%	132	27,2%	623	28,8%	2.961	29,5%	0,0001
131 - 165	2.625	12,4%	89	18,4%	324	15,0%	1.183	11,8%	0,0003
> 166	554	2,6%	28	5,7%	66	3,1%	166	1,7%	0,0044
total	21.188	100,0%	485	100,0%	2.161	100,0%	10.039	100,0%	0,0052

## 4.2 Relatório de desempenho da escoragem

Um outro relatório que consideramos importante no processo de acompanhamento de um modelo de escoragem é o Relatório de Desempenho da Escoragem (RDE). Este envolve a definição da Razão de Bons e Maus Clientes (RBMC), conforme a seguinte razão:

$$\frac{\text{Quantidade Total de Clientes Contratados} - \text{Quantidade de Maus Clientes}}{\text{Quantidade de Maus Clientes}} \quad (8)$$

Esta razão pode ser interpretada da seguinte forma: mede, para cada safra, a quantidade de bons clientes contratados para cada mau cliente contratado.

A Tabela 6 ilustra a utilização da RBMC para o caso de um modelo de *credit scoring*. Se nesta tabela considerarmos o caso de clientes inicialmente classificados como tendo *rating* I, vemos que com o passar do tempo (de um mês, para dois meses, para três meses) a RBMC cai de 568,1 (um mês) para 425,4 (três meses), tendo sido estimada em 568,2 quando do desenvolvimento do modelo. A julgar somente por esta observação, temos indícios de que o modelo de escoragem em questão está apresentando um desempenho pior ao longo do tempo.

Vemos na Tabela 6 que com o passar do tempo há uma piora generalizada da RBMC: por exemplo, quando comparamos as observações de um mês com as observações de três meses, vemos que a RBMC decai para todos os *ratings* considerados, o que indica a piora generalizada do modelo de escoragem sob questão.

É possível também utilizar o conceito de divergência (como no IEP e RDM) no caso aqui considerado. Sob a mesma notação da subseção anterior (RDM), calcula-se a divergência usando-se a fórmula (3). Como ilustração do uso prático das informações na Tabela 6, vemos que a divergência entre a RBMC no desenvolvimento, em relação a três meses, aumenta com o passar do tempo, saindo de 0,0143, correspondente a um mês, e indo parar em 49,8143, correspondente a três meses. Podemos observar que a distribuição da RBMC diverge cada vez mais em relação aos números esperado no desenvolvimento. Há aqui mais um indício de que o modelo de *credit scoring* considerado está necessitando revisão.

**Tabela 6**  
**Razão de Bons e Maus**

CLASSE	Maus Desenv.			Maus Mês 1			Maus Mês 2			Maus Mês 3		
	QTDE	Razão		QTDE	Razão	Divergência	QTDE	Razão	Divergência	QTDE	Razão	Divergência
SCORE	Maus	B/M		Maus	B/M		Maus	B/M		Maus	B/M	
	(1)	(2)		(1)	(2)		(1)	(2)		(1)	(2)	
Até 80	4.193	4,9		7.436	5,0	0,0019	9.936	3,7	0,3124	29.357	1,3	4,9036
81 100	7.672	7,7		14.237	7,7	0,0002	17.237	6,4	0,2421	18.213	6,0	0,3960
101 130	6.144	17,0		10.100	17,4	0,0121	11.100	15,9	0,0757	14.734	11,9	1,7647
131 165	2.625	74,2		4.183	74,3	0,0001	4.283	77,8	0,1631	5.183	64,3	1,4415
> 166	554	568,2		732	568,1	0,0000	782	564,0	0,0308	932	425,4	41,3085
total	21.188			36.688		0,0143	43.338	100,0%	0,8241	68.419	100,0%	49,8143

### 4.3 Relatório de Kolmogorov-Smirnov

O teste estatístico mais utilizado pelos analistas na prática local para aferição de modelos de escoragem é, certamente, o Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS). Este relatório mede, para uma dada safra, a máxima distância entre a distribuição de frequência acumulada dos bons clientes em relação à distribuição de frequência acumulada dos maus clientes. (Conover, 1980).

Se as distribuições de frequência acumulada dos bons e maus clientes da safra maturada do mês  $i$  são denotadas por  $F_{iB}(\cdot)$  e  $F_{iM}(\cdot)$ , respectivamente, então a distância de KS é dada por:

$$\|F_{iB} - F_{iM}\|_{\infty} \quad (9)$$

A Tabela 7 dá uma “regra de bolso” adotada pelos praticantes locais e internacionais para a verificação da qualidade de um modelo de escoragem (*credit scoring* ou *behaviour scoring*) no que se refere à distância de KS. Por exemplo, no caso de um modelo de *credit scoring* cuja distância está abaixo de 20%, há forte indício de um baixo nível de discriminação no modelo, o que sugere a necessidade de alteração do mesmo. Já no caso de um modelo de *behaviour scoring* com distância acima de 75% temos uma discriminação excelente.

**Tabela 7**  
**Valores Críticos da Distância de Kolmogorov-Smirnov**

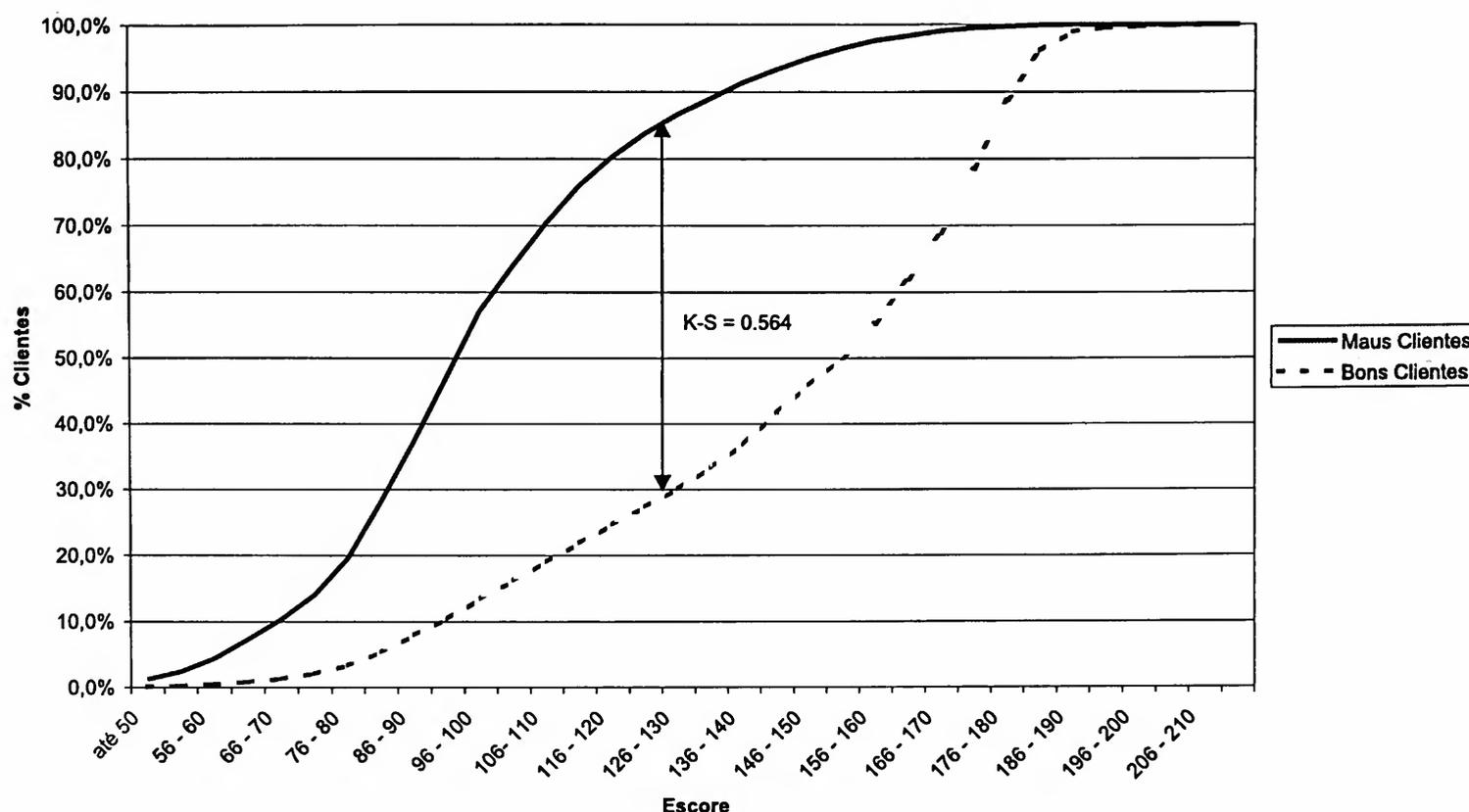
K-S	Discriminação Credit Scoring	Discriminação Behaviour Scoring
< 15%	Discriminação Muito Baixa	Discriminação Muito Baixa
15 a 25%	Discriminação Baixa	Discriminação Muito Baixa
25 a 35%	Discriminação Aceitável	Discriminação Muito Baixa
35 a 45%	Discriminação Boa	Discriminação Baixa
45 a 55%	Discriminação Excelente	Discriminação Baixa
55 a 65%	Discriminação Excelente	Discriminação Aceitável
65 a 75%	Discriminação Excelente	Discriminação Boa
> 75%	Discriminação Excelente	Discriminação Excelente

A Tabela 8 traz um exemplo do uso do teste de KS no caso de um modelo de *behaviour scoring*. Vemos que a distância de KS, neste caso, é de 56,4%, o que, segundo a Tabela 7 (para modelos de *behaviour scoring*), apresenta um nível de discriminação aceitável. A Figura 4 ilustra graficamente o resultado apresentado na Tabela 8.

**Tabela 8**  
**Kolmogorov-Smirnov para Modelo de Escoragem**

CLASSE DE SCORE	BEHAVIOR SCORING				K-S
	MAUS		BONS		
	QTDE %	ACUM %	QTDE %	ACUM %	
até 50	1,2%	1,2%	0,1%	0,1%	1,1%
51 - 55	1,2%	2,4%	0,1%	0,2%	2,2%
56 - 60	2,0%	4,4%	0,2%	0,5%	3,9%
61 - 65	2,9%	7,3%	0,4%	0,9%	6,4%
66 - 70	3,1%	10,3%	0,5%	1,3%	9,0%
71 - 75	3,7%	14,1%	0,8%	2,1%	11,9%
76 - 80	5,5%	19,6%	1,2%	3,4%	16,2%
81 - 85	8,5%	28,1%	2,0%	5,4%	22,7%
86 - 90	9,2%	37,3%	2,6%	8,0%	29,4%
91 - 95	9,8%	47,1%	2,5%	10,5%	36,7%
96 - 100	9,9%	57,1%	3,1%	13,5%	43,5%
101 - 105	6,8%	63,9%	2,7%	16,2%	47,6%
106 - 110	6,3%	70,2%	2,8%	19,1%	51,1%
111 - 115	5,6%	75,8%	2,9%	22,0%	53,8%
116 - 120	4,4%	80,2%	2,7%	24,7%	55,5%
121 - 125	3,5%	83,7%	2,7%	27,4%	56,3%
126 - 130	2,9%	86,6%	2,7%	30,1%	56,4%
131 - 135	2,4%	88,9%	3,2%	33,4%	55,6%
136 - 140	2,4%	91,4%	3,6%	36,9%	54,4%
141 - 145	1,9%	93,3%	4,8%	41,7%	51,6%
146 - 150	1,7%	95,0%	4,3%	46,0%	49,1%
151 - 155	1,4%	96,5%	4,1%	50,0%	46,4%
156 - 160	1,2%	97,6%	5,3%	55,3%	42,3%
161 - 165	0,7%	98,3%	6,7%	62,0%	36,4%
166 - 170	0,8%	99,1%	6,9%	68,9%	30,2%
171 - 175	0,4%	99,5%	9,7%	78,5%	21,0%
176 - 180	0,3%	99,8%	10,2%	88,8%	11,0%
181 - 185	0,1%	99,9%	7,4%	96,1%	3,8%
186 - 190	0,1%	100,0%	2,8%	99,0%	1,0%
191 - 195	0,0%	100,0%	0,6%	99,6%	0,4%
196 - 200	0,0%	100,0%	0,2%	99,7%	0,3%
201 - 205	0,0%	100,0%	0,2%	99,9%	0,1%
206 - 210	0,0%	100,0%	0,1%	100,0%	0,0%
> 210	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	0,0%
total	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	56,4%

**Figura 4**  
**Representação Gráfica da Distância de Kolmogorov-Smirnov**  
 K-S da Safra



Mais uma vez recomendamos que a evolução de KS seja acompanhada no que se refere ao julgamento do desempenho de um modelo de escoragem: no caso da diminuição desta, deve-se entender que há um indício da piora na capacidade discriminatória do modelo.

## 5 Relatório de alterações na escoragem

Todo modelo desenvolvido e implementado deve conter um documento que relate sua história de forma clara e objetiva. O Relatório de Alterações na Escoragem (RAE) é o local onde devem ser apontados todos os fatos relevantes e as pessoas envolvidas no desenvolvimento, implementação e uso de um modelo de escoragem.

O RAE deve ser individual (ou seja, um RAE para cada modelo de escoragem) e conter informações relativas ao desenvolvimento, implementação e operacionalização, definição de ponto de corte, alterações no ponto de corte, e eventual data de descontinuação do uso do modelo. Cada fato apontado no RAE deve conter a data, o nome da pessoa que efetuou o evento, e o nome do gestor que autorizou o evento.

A Tabela 9 fornece uma visão simplificada do que deveria ser um RAE.

**Tabela 9**  
**Relatório da Alteração de Escoragem**

PCL - Modelo F55					
Data	Ocorrência	Executor	Aprovação	Data da Implementação	Observação
15-01-1988	Início do desenvolvimento do modelo	José Silva e André Pereira	Bernardo Costa	15-01-1988	
25-04-1988	Validação e teste do modelo	José Silva e André Pereira	Bernardo Costa	25-04-1998	Modelo Ok
26-04-1988	Implementação	Área de Sistemas	Bernardo Costa	07-05-1998	
07-11-1988	Alteração no ponto de corte	André Pereira	Bernardo Costa	01-12-1998	Campanha aumento de base de clientes
20-02-1999	alteração no ponto de corte	André Pereira	Bernardo Costa	01-03-1999	Fim da campanha
15-05-1999	Modelo apresenta alterações no IEP e CA	José Silva	Bernardo Costa		Início de desenvolvimento de um novo modelo
01-08-1999	Substituição do modelo	José Silva e André Pereira	Bernardo Costa	01-08-1999	

## 6 Conclusão

A principal mensagem deste artigo é que o acompanhamento de um modelo de escoragem **após** sua implementação deve ser feita de forma criteriosa, ao contrário da prática existente hoje no mercado de varejo brasileiro. Para tal, uma metodologia foi apresentada.

Nossa proposta cobre os três aspectos fundamentais para a análise de modelos de escoragem. Primeiramente, deve-se fazer a verificação da estabilidade da população, buscando verificar eventuais diferenças existentes entre a população do desenvolvimento e a população atual. Em segundo lugar, verificar a efetividade da escoragem, observando uma eventual deterioração do modelo ao longo do tempo, usando para tal diferentes “safras” de clientes. Por fim, relatórios de alteração da escoragem, que carregam o histórico

do modelo consigo, permitindo que a Auditoria Interna e a Revisão de Crédito Varejo recuperem alterações e seus responsáveis.

Não é recomendável a utilização de uma única técnica estatística para o acompanhamento de um modelo de escoragem. Nossa sugestão é a utilização conjunta de todas as técnicas apresentadas. O julgamento final do desempenho de um modelo de escoragem deve ser feito em função dos resultados obtidos para todas as técnicas apresentadas. É um julgamento de caráter subjetivo, o qual requer conhecimentos técnico e prático, simultaneamente.

Por fim, deve-se ressaltar que a implementação de todas as técnicas apresentadas não é difícil, requerendo um esforço apenas marginal quando comparado ao já realizado pelo grupo de modelagem de crédito varejo. Os exemplos das técnicas apresentados no artigo ilustram que a utilização das técnicas não é difícil, na prática.

## Referências

Banco Central do Brasil. *Resolução 2099*. Brasília: Banco Central do Brasil, 1994.

\_\_\_\_\_. *Resolução 2682*. Brasília: Banco Central do Brasil, 1999.

\_\_\_\_\_. *Resolução 2724*. Brasília: Banco Central do Brasil, 2000.

Bank for International Settlements. *Best practices for credit risk disclosure*. Basel: Bank for International Settlements, 2000.

\_\_\_\_\_. *The new capital accord: consultative document*. Basel: Bank for International Settlements, 2001.

Billingsley, P. *Probability and integration*. New York: John Wiley & Sons, 1979.

Caouette, J. B.; Altman, E. I.; Narayan, P. *Managing credit risk: the next great financial challenge*. New York: John Wiley & Sons, 1998.

Conover, W. J. *Practical nonparametric statistics*. New York: John Wiley, 1980.

Derman, E. Valuing models and modeling value. *Journal of Portfolio Management*, v. 22, n. 2, p. 106-114, 1996.

- Duarte Jr., A. M. Model risk and risk management. *Derivatives Quarterly*, v. 3, n. 2, p. 60-72, 1997.
- Federal Reserve System. *Assessing capital adequacy in relation to risk at large banking organizations and others with complex risk profiles*. Washington: Division of Banking Supervision and Regulation, 1999.
- Kulback, S. *Information theory and statistics*. New York: Dover Publications, 1968.
- Lewis, E. M. *An introduction to credit scoring*. San Rafael: Athena Press, 1992.
- Mays, E. *Credit risk modelling*. Chicago: Glenlake Publishing Company, 1998.
- Prado, R. G. A.; Bastos, N. T.; Duarte Jr., A. M. Gerenciamento de riscos de crédito em bancos de varejo no Brasil. *Tecnologia de crédito*: Serasa, n. 19, p. 7-30, 2000.
- Rosa, P. T. M. *Modelos de 'credit scoring': regressão logística, chaid e real*. 2000. Dissertação (Mestrado), Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Sicsú, A. L. Desenvolvimento de um sistema de credit scoring. In: Duarte Jr., A. M.; Varga, G. (orgs.), *Gestão de riscos no Brasil*. Rio de Janeiro: Editora Financial Consultoria, 2003.
- Thomas, L. C.; Crook, J. N.; Edelman, D. B. *Credit scoring and credit control*. Oxford: Oxford University Press, 1992.
- \_\_\_\_\_. *Credit scoring and its applications*. Philadelphia: SIAM, 2002.