

Metodologias de Aferição da Acurácia de Modelos de Classificação de Risco de Crédito

ANTÔNIO AUGUSTO SÁ FREIRE
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

JAILDO LIMA DE OLIVEIRA
INSTITUTO CIENTÍFICO DE ENSINO SUPERIOR E PESQUISA

FABIANO DE OLIVEIRA SILVA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

VINICIUS RATTON BRANDI
UFRJ - COPPEAD

Resumo

A modelagem do risco das operações permite que as instituições financeiras busquem as formas mais eficientes de alocação de seus recursos e apurem com maior precisão o risco a que estão expostas. No tocante à supervisão bancária, a modelagem do risco de crédito vem ganhando superior destaque em vista das discussões que envolvem a revisão do Acordo de Capital de 1988. Este artigo tem como objetivo apresentar duas metodologias voltadas para a aferição da acurácia de modelos de classificação de risco de crédito, e que poderão ser utilizadas tanto por gestores das instituições como por supervisores bancários. A metodologia CAP (Cumulative Accuracy Profile) é a mais comumente aplicada na área financeira e aplica conceitos similares de demais coeficientes de concentração, tal como o bem difundido coeficiente de Gini. A metodologia ROC (Receiver Operating Characteristic) tem sido aplicada na área médica desde 1982, com a finalidade de aferir a acurácia dos diagnósticos clínicos. São avaliadas as propriedades destas metodologias, discutem-se suas deficiências e apresenta-se um exemplo prático. Finalmente, propõe-se a utilização destas metodologias para avaliação da eficiência dos modelos de avaliação de probabilidades de inadimplência.

1. INTRODUÇÃO:

A modelagem do risco das operações permite que as instituições financeiras busquem as formas mais eficientes de alocação de seus recursos e apurem com maior precisão o risco a que estão expostas. Nessa perspectiva, a modelagem do risco de crédito representa ferramenta essencial na condução de suas políticas de investimento, com aplicações tanto na atividade de administração de carteiras como de gerenciamento do risco.

Concomitantemente à expansão da atividade bancária e da internacionalização da indústria financeira, observou-se ao longo dos últimos anos o desenvolvimento da atividade de modelagem do risco de crédito. A literatura correlata apresenta vasta quantidade de publicações, onde se descrevem diferentes tipos de modelos de avaliação do risco de crédito. Os modelos quantitativos baseiam-se em características da carteira e em dados específicos dos clientes, que são tratados por meio de métodos estatísticos ou em modelos desenvolvidos para

a previsão de insolvência. Os modelos qualitativos, por sua vez, estão baseados apenas nas informações obtidas dos clientes, seja proveniente de fontes próprias (histórico de crédito, depósitos etc.) ou de fontes externas (centrais de risco, agências de classificação etc.).

No tocante à supervisão bancária, a modelagem do risco de crédito vem ganhando superior destaque em vista das discussões que envolvem a revisão do Acordo de Capital de 1988. A principal motivação do Comitê de Basileia para conduzir tal revisão consiste no reconhecimento de que os modelos padrão para risco de crédito, com baixíssima sensibilidade ao risco, poderiam promover uma série de distorções na alocação dos recursos no sistema financeiro. Dessa maneira, a permissão para a utilização de modelos internos surgiu como alternativa mais eficiente, que, tendo em vista a crescente sofisticação e complexidade dos produtos e operações, tenderia a reduzir tais distorções. Objetiva-se, portanto, o maior alinhamento possível entre o capital regulamentar e o capital econômico, de forma a promover os benefícios econômicos decorrentes da alocação mais eficiente dos recursos financeiros.

A metodologia proposta pelo Novo Acordo da Basileia baseia-se em três pilares: o primeiro, composto pelos requerimentos de capital propriamente ditos; o segundo, baseado na capacidade do supervisor para adaptar o instrumento da exigência de capital às especificidades de cada instituição; e o terceiro, atribuindo à divulgação e transparência um importante papel auxiliar de supervisão por parte dos diversos agentes de mercado.

O Pilar I, requerimento de capital, abordará três tipos de risco: risco de crédito, risco de mercado e risco operacional. Relativamente ao risco de crédito, propõem-se mudanças significativas, com o aprimoramento da abordagem padrão e com a introdução de metodologia baseada nos modelos internos de classificação de risco. Nesta metodologia, o fator de ponderação aplicável às operações ativas é definido como uma função de quatro variáveis: a probabilidade de inadimplência (PD), a perda dada a inadimplência (LGD), o valor total da exposição à inadimplência (EAD) e o prazo da operação (M).

Diante de iminente transformação no ambiente regulatório, as instituições financeiras estão sendo estimuladas a desenvolverem, implementarem ou aprimorarem seus modelos proprietários de risco de crédito. Neste novo paradigma, estes modelos representarão fator essencial para apuração da exigência de capital compatível com o risco de suas operações de crédito.

Nesse contexto, o objetivo deste trabalho consiste em apresentar duas metodologias de aferição da acurácia dos modelos utilizados na classificação do risco de crédito, que poderão ser utilizadas pelos gestores das instituições ou pelos supervisores bancários. São avaliadas suas propriedades, discutem-se suas deficiências e apresenta-se um exemplo prático. Finalmente, propõe-se a utilização destas metodologias para avaliação da eficiência dos modelos de avaliação de probabilidades de inadimplência.

2. METODOLOGIAS DE AFERIÇÃO DA ACURÁCIA DE MODELOS CLASSIFICAÇÃO DE RISCO DE CRÉDITO

2.1 Cumulative Accuracy Profile (CAP)

Uma metodologia de avaliação utilizada atualmente consiste na CAP¹, cujo conceito é semelhante ao aplicado para apuração do coeficiente de Gini, bastante difundido na área econômica.

Considere uma amostra de N operações de crédito no início do período (T_0), que ao final do período (T_1) possam ser verificadas como inadimplentes ou adimplentes. O total das operações inadimplentes é representado por N_I e o total das operações adimplentes por N_A , de forma que:

$$N = N_I + N_A$$

Suponha, ainda, que em T_0 as N operações tenham sido classificadas em n categorias de risco variando de (c_1 a c_n), conforme sua probabilidade de inadimplência. As categorias estão dispostas em ordem decrescente de risco, de maneira que a categoria c_{i+1} possui risco inferior ao da categoria c_i .

Seja a probabilidade de uma operação inadimplente estar classificada na categoria c definida por:

$$p_I^c = \frac{N_I^c}{N_I},$$

e a probabilidade de uma operação adimplente estar classificada na categoria c definida por:

$$p_A^c = \frac{N_A^c}{N_A},$$

As probabilidades acumuladas até a categoria c são calculadas da seguinte forma:

$$P_I^c = \sum_{j=1}^c p_I^j,$$

$$P_A^c = \sum_{j=1}^c p_A^j, \text{ e}$$

$$P^c = (P_I^c \cdot N_I + P_A^c \cdot N_A) / N.$$

¹ Uma explicação apurada do método pode ser encontrada Sobehart, Keenan e Stein (2000).

A curva CAP é formada pelos pontos (P^c , P^c_1) e a estatística de acurácia é representada pela Razão de Acurácia - RA.

Supondo uma carteira com operações classificadas sem qualquer critério, de forma aleatória, a curva CAP seria formada por pontos (x,y), tal que $x=y$, de forma que a curva CAP seria representada pela função identidade. Percebe-se que, como a classificação é aleatória, as distribuições de probabilidade das amostras de operações inadimplentes e adimplentes tenderão a se sobrepor ao longo das categorias de risco, de modo que para cada categoria de risco, a proporção entre inadimplentes e adimplentes tenderá a ser a mesma. Com isso, as probabilidades acumuladas P^c e P^c_1 aumentariam na mesma proporção à medida que considerássemos categorias de risco superiores. Assim, a figura resultante seria uma reta com inclinação de 45% e área sob a curva seria igual a 0,50. Destaque-se que esta é a pior situação possível, em que a metodologia de avaliação de risco não possui qualquer poder discriminatório.

Caso a modelagem de risco possua um critério totalmente preciso de classificação das operações, ou seja, que em T_0 seja possível identificar todas as operações inadimplentes, a curva CAP seria formada pelas duas retas acima da reta com inclinação de 45°, conforme ilustra a Figura 1. Repare que este gráfico representa a forma em que o modelo de avaliação de risco apresenta o maior poder discriminatório possível. A área sob esta figura é equivalente a:

$$1 - \frac{N_I}{2 \cdot N}$$

Os modelos utilizados na prática tenderão a apresentar curvas situadas entre os dois extremos apresentados anteriormente, conforme ilustra a Figura 2. Podemos observar que a curva formada por estes pontos revela de que forma as operações inadimplentes se distribuem ao longo das categorias de risco.

Figura 1

Curvas CAP para os modelos com máximo poder discriminatório (perfeito) e sem poder discriminatório (aleatório)

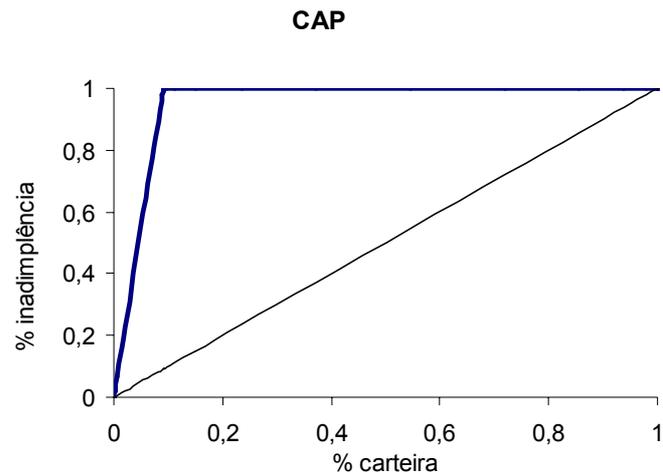
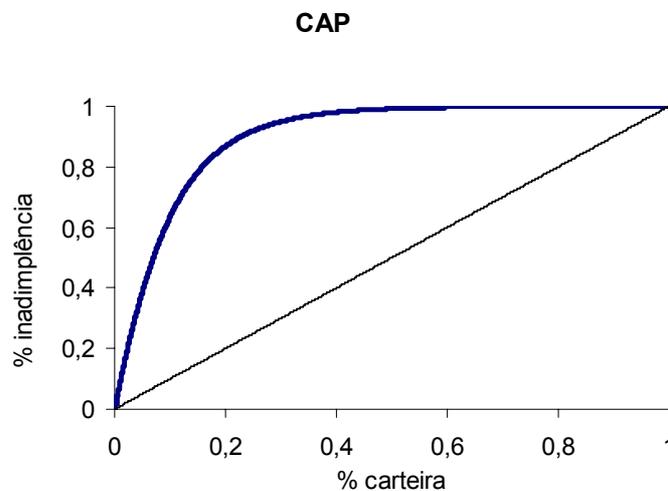


Figura 2

Curvas CAP para o modelo a ser avaliado e o modelo sem poder discriminatório (aleatório)



A estatística de acurácia obtida por esta metodologia, a Razão de Acurácia (RA), é definida como a razão entre duas áreas α_R e α_r . A área α_R representa a diferença entre as áreas sob as curvas formadas pelos modelos perfeito e aleatório. A área α_r , por sua vez, é formada pela diferença entre as áreas da curva obtida com base no modelo avaliado e da curva do modelo aleatório. Nesse caso, quanto maior a relação entre α_R e α_r , ou seja, quanto mais a RA se aproximar de 1, melhor será a acurácia do modelo utilizado pela instituição. Dessa forma, a Razão de Acurácia pode ser definida como:

$$RA = \alpha_r / \alpha_R; \alpha_R = 0,50 - \frac{N_I}{2 \cdot N}; \alpha_r = ASC_{CAP} - 0,50, \text{ tal que:}$$

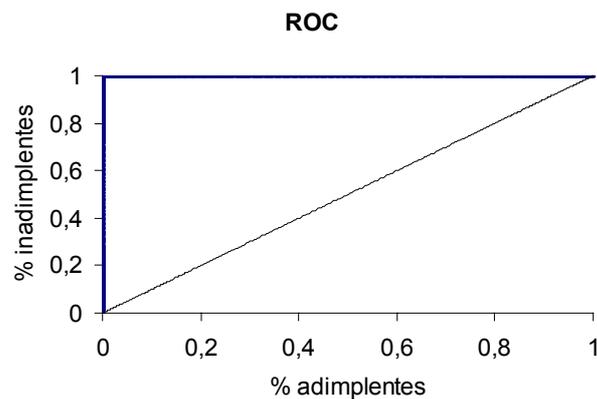
$$ASC_{CAP} = \sum_{c=2}^n (P_A^c - P_A^{c-1}) (P_I^c + P_I^{c-1}) \frac{1}{2}$$

2.2 Receiver Operating Characteristic (ROC)

Segundo Engelmann, Hayden e Tasche (2003), o ROC é um modelo bastante utilizado pela área médica para fins de avaliação da capacidade de emitir diagnósticos precisos. Segundo esta metodologia, constrói-se uma curva com base nos pontos (P_A^c, P_I^c) , e a estatística de acurácia é representada pela área sob essa curva (ASC). Um modelo aleatório, sem qualquer poder discriminatório, apresentará distribuições de probabilidades das amostras de operações inadimplentes e adimplentes que tenderiam a se sobrepor, de forma que para qualquer categoria de risco, as probabilidades acumuladas seriam idênticas resultando em uma reta com inclinação de 45° . Um modelo perfeito, ao contrário, discriminaria na categoria de maior risco, todas as operações que resultariam em inadimplência, de maneira que a curva resultante seria uma reta paralela ao eixo das abscissas encontrando o eixo das ordenadas no valor igual a 1,00. Ambas as curvas estão ilustradas na Figura 3.

Figura 3

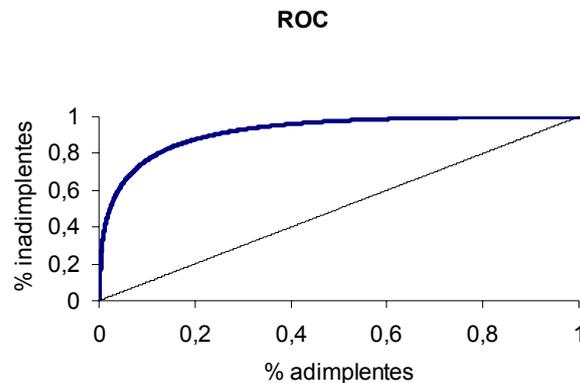
Curvas ROC para os modelos com máximo poder discriminatório (perfeito) e sem poder discriminatório (aleatório)



Normalmente, os modelos utilizados na prática apresentem curvas situadas entre as curvas dos modelos aleatório e perfeito, conforme pode ser observado na Figura 4. Dessa forma, a acurácia desses modelos seria apurada com base na medida representada pela área sob a curva (ASC_{ROC}), tal que:

$$ASC_{ROC} = \sum_{c=2}^n (P_A^c - P_A^{c-1}) \cdot (P_I^c + P_I^{c-1}) \frac{1}{2}$$

Figura 4
Curvas ROC para o modelo a ser avaliado e o modelo sem poder discriminatório (aleatório)



Uma noção intuitiva da ASC_{ROC} é demonstrada em Engelmann, Hayden e Tasche (2003). Considere um experimento em que duas operações sejam escolhidas aleatoriamente, uma da amostra de inadimplentes e outra da amostra de adimplentes, e que um observador, com base na categoria de risco das operações, tentará descobrir qual delas é a operação inadimplente. Caso o critério utilizado pelo observador seja o de escolher a operação classificada na categoria de maior risco, quando as classificações são distintas, e escolher aleatoriamente qualquer uma das operações, quando as classificações forem semelhantes, a ASC é equivalente à probabilidade de sucesso do observador.

Comparando as duas metodologias, Engelmann, Hayden e Tasche (2003) demonstram que ambas conduzem ao mesmo resultado e suas estatísticas de acurácia estão relacionadas de acordo com a seguinte fórmula:

$$RA = 2 ASC_{ROC} - 1$$

2.3 Caso Prático

Com o objetivo de melhor explicar a construção das curvas, elaboramos um exercício prático. Considere uma carteira contendo 4.000 operações de crédito classificadas em T_0 em categorias que variam de A a D. Estas operações, em T_1 , foram classificadas como inadimplentes ou adimplentes, conforme o quadro abaixo:

Tabela 1

Classificação em T_0	nº de operações	Situação em T_1	
		Inadimplentes	Adimplentes

A	1.000	800	200
B	1.000	600	400
C	1.000	400	600
D	1.000	200	800
Total	4.000	2.000	2.000

Com base nos dados da tabela anterior, é possível construir a Tabela 2 contendo as probabilidades acumuladas necessárias para a construção das curvas CAP e ROC, conforme ilustram, respectivamente, as Figuras 5 e 6, a seguir.

Tabela 2

rating em T_0	p^c_I	p^c_A	P^c_I	P^c_A	P^c
A	0,4	0,1	0,4	0,1	0,25
B	0,3	0,2	0,7	0,3	0,50
C	0,2	0,3	0,9	0,6	0,75
D	0,1	0,4	1	1	1

Utilizando o CAP para aferir a acurácia do modelo de classificação de risco das operações de crédito teremos:

$$RA = \alpha_r / \alpha_R = (0,125) / (0,25) = 0,5.$$

Utilizando o ROC teremos:

$$ASC_{ROC} = (0,02) + (0,11) + (0,24) + (0,38) = 0,75.$$

Repare que, a partir do valor de ASC_{ROC} , obtido pela metodologia ROC, é possível obter a Razão de Acurácia, de forma semelhante à obtida pela metodologia CAP:

$$RA = 2 \cdot 0,75 - 1 = 0,5.$$

Portanto, a estimativa de acurácia da modelagem desenvolvida pela instituição é de 0,50 (RA), segundo a metodologia CAP, e 0,75 (ASC_{ROC}), segundo a metodologia ROC. Os valores são distintos porque possuem significados e escalas diferentes, mas conduzem à mesma conclusão. Estes valores poderão ser utilizados como parâmetros para que os supervisores bancários ou a equipe de gerenciamento de risco da instituição possam comparar diferentes modelos ou aferir seus poderes discriminatórios.

Figura 5
Curva CAP.

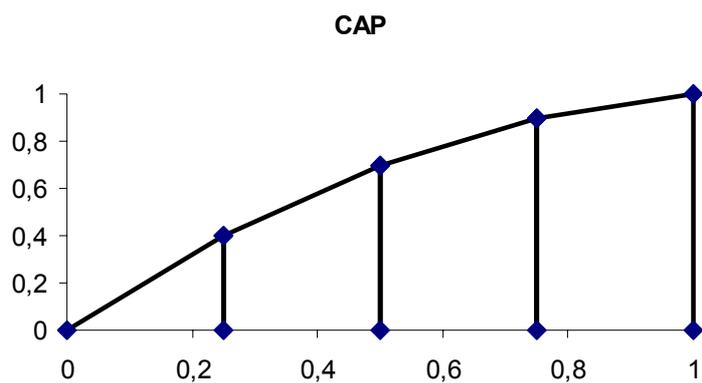
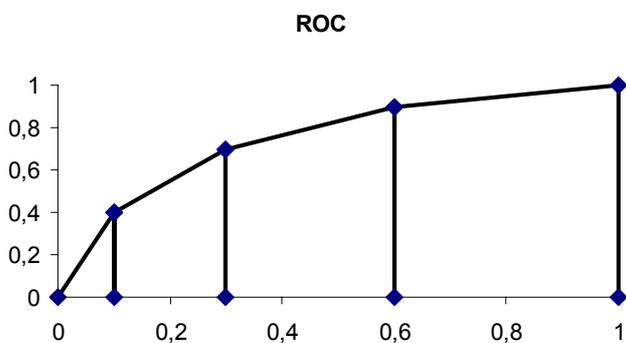


Figura 6
Curva ROC.



3. CONSIDERAÇÕES SOBRE A APLICAÇÃO DAS METODOLOGIAS

Os modelos de classificação de risco podem incorrer em dois tipos de erro. O erro Tipo I é tipicamente definido como a classificação de operações de baixo risco em categorias de alto risco e o erro Tipo II, inversamente, ocorre quando operações de crédito de alto risco são classificadas em categorias de baixo risco. A acurácia de cada modelo está associada à capacidade de cada modelo reduzir a probabilidade de ocorrência de cada um desses erros.

Sobehart e Keenan (2001) lembram que existe um *trade-off* entre os erros Tipo I e Tipo II, de modo que seja possível para uma instituição reduzir a probabilidade de ocorrência de um erro a partir do aumento da probabilidade de ocorrência do outro. Este balanço dependerá do custo de ocorrência de cada erro, atestam. Entretanto, argumenta-se que, na prática, as instituições buscam reduzir o máximo possível a ocorrência dos dois tipos de erro.

Uma questão relevante a ser observada sobre as metodologias descritas neste trabalho diz respeito ao fato de que suas estatísticas e estimativas de acurácia não dependem unicamente do poder discriminatório de cada modelo, ou seja da sua verdadeira acurácia. Elas dependem também do perfil da carteira utilizada na metodologia de aferição da acurácia, que é determinado exclusivamente pelas políticas de crédito de cada instituição. Hamerle, Rauhmeier e Rosch (2003) argumentam que esta característica constitui-se em impeditivo para que diferentes modelos de classificação de risco sejam comparados ao longo do tempo ou com base em diferentes carteiras de crédito.

Nesse caso, se duas instituições possuírem o mesmo modelo de classificação de risco, mas a instituição A atua em segmento de alto risco e a instituição B atua em segmento de baixo risco, as metodologias aqui apresentadas revelarão estimativas de acurácia distintas para o mesmo modelo. Isto é, a decisão gerencial de crédito poderá influir na estimativa de acurácia e isto deve ser considerado. Kraft, Kroisandt e Muller (2003) demonstram que o viés provocado pela decisão gerencial pode ser positivo ou negativo, aumentando ou diminuindo as estimativas de acurácia, e demonstram um método para obter intervalos de confiança das estimativas de acurácia ajustadas para os critérios gerenciais de concessão de crédito.

4. APURAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS MODELOS

Neste momento, propõe-se uma aplicação alternativa das metodologias aqui tratadas com o objetivo de aferir a eficiência dos modelos de classificação de risco quantitativos, que avaliam que probabilidade de inadimplência em cada categoria de risco. O objetivo não é aferir a capacidade dos modelos discriminarem as operações inadimplentes em categorias de risco separadas, mas sim avaliar se eles calculam de forma eficiente, com alto poder preditivo, as probabilidades de inadimplência estimadas para cada categoria de risco.

O primeiro passo consiste em construir a curva ROC com base na carteira de crédito e nas probabilidades de inadimplência oferecidas pelo modelo para cada categoria de risco. Nesse caso, estamos supondo que as probabilidades estimadas representariam as reais frequências de inadimplência observadas em cada categoria, indicando que o modelo estaria prevendo eficientemente as probabilidades. A Tabela 3 apresenta as categorias de risco e as probabilidades de inadimplência estimadas para cada categoria. O segundo passo consiste na construção de intervalos de confiança para as medidas ASC_{ROC} e RA, a partir de técnicas de simulação.

Tabela 3

Categorias de risco e probabilidades de inadimplência.

Categorias de Risco	Prob. de Adimplência	Prob. de Inadimplência
K	0%	100%
J	10%	90%
I	20%	80%
H	30%	70%
G	40%	60%
F	50%	50%
E	60%	40%
D	70%	30%
C	80%	20%
B	90%	10%
A	100%	0%

As estatísticas de acurácia calculadas com base em uma carteira com operações distribuídas uniformemente entre as categorias de risco e cujas frequências de inadimplência observadas em cada categoria sejam exatamente iguais às probabilidades previstas são:

$$RA = 86,34\% \text{ e } ASC_{ROC} = 72,73\%.$$

Por meio de simulação foram construídas 1000 carteiras com 1000 operações de crédito de mesmo valor, sendo que as probabilidades das operações serem classificadas em cada categoria são equivalentes, visto que se considera uma carteira com operações distribuídas uniformemente pelas categorias de risco. As probabilidades de inadimplência em cada categoria são as mesmas apresentadas pelo modelo de classificação. A partir das estatísticas obtidas pelas 1000 carteiras, obtiveram-se os intervalos de confiança com base nos respectivos percentis. A Tabela 4 a seguir apresenta a média e os intervalos de confiança calculados.

Tabela 4

Médias das estatísticas de acurácia e de seus intervalos de confiança obtidos por meio da simulação.

	Média	IC 95%		IC 99%	
ASC (ROC)	86,41%	84,07%	88,58%	83,36%	89,35%
RA	72,81%	68,14%	77,15%	66,73%	78,70%

Com base nesses intervalos de confiança seria possível, após a observação da performance da carteira real, em T_1 , calcular estatísticas ASC_{ROC} e RA . Caso os valores obtidos estivessem fora do intervalo de confiança, isto configuraria indicativo de que o modelo utilizado não avalia de forma eficiente as probabilidades de inadimplência de cada categoria de risco. Seria um sinal da inadequação do modelo, que poderia culminar na sua substituição ou na sua rejeição para fins de cálculo da exigência de capital.

5. CONCLUSÃO

A implementação do Novo Acordo da Basileia estimulará a utilização de modelos proprietários para mensuração dos riscos de crédito pelas instituições financeiras. Sendo assim, as instituições que possuírem maior capacidade de acompanhar suas operações ativas e de mensurar os riscos de suas carteiras de crédito, poderão empregar modelos próprios de mensuração de riscos de crédito e se beneficiarem com o aprimoramento do cálculo da exigência de capital.

Este trabalho, apresenta duas metodologias de aferição da acurácia de modelos de classificação de risco de crédito. A primeira, o CAP é a metodologia mais difundida atualmente e foi baseada em conceitos de coeficientes de concentração, tal como o coeficiente de Gini. Sua estatística, a Razão de Acurácia, apresenta um valor mais próximo de 1 quanto maior a capacidade da instituição em discriminar os clientes que se tornarão inadimplentes. A metodologia ROC, inicialmente utilizada para a avaliação de diagnósticos clínicos, também tem sido utilizada para aferição de modelos de risco de crédito e seus resultados conduzem aos mesmos da metodologia CAP. Destaca-se como fator positivo a extrema simplicidade de aplicação das metodologias e, como ilustração, um exemplo prático é apresentado.

Para modelos quantitativos, que devem avaliar a probabilidade de inadimplência em cada categoria de risco, propõe-se a utilização destas metodologias com vistas à apuração da eficiência na previsão destas probabilidades.

Em pesquisas futuras, sugerimos que sejam desenvolvidos estudos que abordem as dificuldades de implementação de tais metodologias frente às especificidades das operações de crédito e ofereçam sugestões para sua adaptação a casos reais. Como exemplo, poderiam ser avaliadas adaptações das metodologias ao caso de carteiras com operações de diferentes prazos de vencimento.

Outro fator que influencia substancialmente a avaliação dos modelos de classificação de risco e que acreditamos que deveria constituir-se em objeto de novas pesquisas é a forma com que decisão gerencial de concessão de crédito influencia as estimativas de acurácia.

REFERÊNCIAS

- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. *Credit Risk Modelling: Current Practices and Applications*. Basel: 1999.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. *Overview of the New Basel Capital Accord*. Basel: 2001b.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. *The Internal Ratings-Based Approach*. Basel: 2001c.
- CAOQUETTE, John B; ALTMAN, Edward I; NARAYANAN, Paul – *Gestão do Risco de Crédito: O Próximo Desafio Financeiro*. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1999.
- ENGELMANN, B.; HAYDEN, E.; TASCHE, D. Measuring the Discriminative Power of Rating Systems. Discussion paper, series 2, no. 01. 2003.
- ENGELMANN, B.; HAYDEN, E.; TASCHE, D.; Testing rating accuracy. Risk. 2003.
- HAMERLE, A.; RAUHMEIER, R.; ROSCH, D. Uses and Misuses of Measures for Credit Rating Accuracy. Working Paper. University of Regensburg, German. 2003.

- HANLEY, A.; McNEIL, B. The meaning and use of the area under a receiving operator characteristics (ROC) curve. *Diagnostic Radiology*, 143, 29-36, 1982.
- KNIGHT, Frank H. – *Risco, Incerteza e Lucro*. Rio de Janeiro: Editora Expressão e Cultura, 1972.
- KRAFT, H.; KROISANDT, G.; MÜLLER, M. Assessing the discriminatory power of credit scores under censoring. Working Paper. ITWM, German. 2003.
- PRADO, Renata Grunberg Almeida; BASTOS, Norton Torres de; DUARTE Jr, Antonio Marcos – *Gerenciamento de Riscos de Crédito em Bancos de Varejo no Brasil*. Texto disponível no site <http://www.risktech.com.br> , em acesso de 07/09/2001.
- SANTOS, Cláudia Barreto – *Gestão de Risco de Crédito em Instituições Financeiras*. Dissertação de Mestrado. São Paulo: USP, 2000a.
- SOBEHART, J.; KEENAN, S. *Measuring Default Accurately*. Risk. Credit Risk Speical Report. March, 2001.
- SOBEHART, J.; KEENAN, S.; STEIN, R. *Benchmarking quantitative default risk models: a validation methodology*. Moody's Rating Methodology. 2000.
- STAPPER, G. *Credit risk: Design and validation of rating models*. University of Oxford. Master dissertation. March, 2004.
- VICENTE, Ernesto Fernando Rodrigues – *A Estimativa do Risco na Constituição da PDD*. Dissertação de Mestrado. São Paulo: USP, 2001.