

Preparativos para Atender aos Requisitos de Modelagem do Novo Acordo da Basileia

Parte 4: Testes de Estresse

Earlier articles in this series focused on the development and validation of PD and LGD models. In contrast, this fourth and final article introduces a different modeling approach that employs aggregated data to predict the impact of economic and portfolio changes on bank default losses.

The term stress testing describes a range of techniques used to assess the vulnerability of a portfolio to major changes in the economic environment or to exceptional but plausible events. Stress tests make risks more transparent by estimating the potential losses on a portfolio in abnormal markets. They complement the internal models and management systems used by financial institutions for capital allocation decisions.¹

More simply, stress testing is a way to produce alternative scenarios using sensitiv-

Jeffrey S. Morrison

Preparing for Basel II Modeling Requirements Part 4: Stress Testing

Os artigos anteriores desta série concentraram-se no desenvolvimento e na validação de modelos de PI e PCI. Este quarto e último artigo, por outro lado, introduz uma abordagem diferente à modelagem que em-

prega dados agregados para prever o impacto de mudanças da economia e da carteira sobre as perdas por inadimplência dos bancos.

O termo *teste de estresse* descreve uma gama de técnicas utilizadas para avaliar a vulnerabilidade de uma carteira a grandes mudanças no ambiente econômico ou a eventos excepcionais, porém plausíveis. Os testes de estresse aumentam a transparência dos riscos, estimando as perdas em potencial de uma carteira em mercados anormais. Eles complementam os modelos internos e os sistemas gerenciais usados pelas instituições financeiras, em suas decisões de alocação de capital.¹

Simplificando: os testes de estresse são uma

maneira de produzir cenários alternativos por meio da análise de sensibilidade. Bancos e outras instituições vêm utilizando a análise de sensibilidade há anos, ainda que de forma pontual. Mas os testes de estresse, tal como mencionados no Novo Acordo de Capital da Basileia, usam abordagens mais quantitativas — métodos em que as premissas podem ser avaliadas empiricamente. Os testes de estresse devem ser capazes de relacionar mudanças dramáticas do ambiente econômico à carteira do banco:

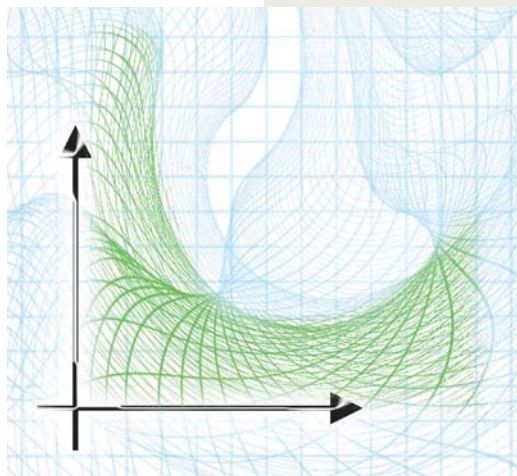
297. Os bancos devem dispor de processos sólidos de teste de estresse para aplicação na avaliação da adequação de capital. Os testes de estresse devem incluir a identificação de possíveis eventos ou mudanças futuras das condições econômicas que tenham efeitos desfavoráveis sobre a exposição de crédito dos bancos e uma avaliação da capacidade do banco de suportar estas mudanças.

Novo Acordo de Capital da Basileia (2001)

Infelizmente, o Acordo ainda não estabeleceu diretrizes específicas sobre como proceder no caso de testes de estresse, o que não surpreende, tendo em vista a amplitude das questões a serem abordadas, como disponibilidade de dados, diversidade da carteira e padronização de entradas e saídas dos modelos. Este artigo não pretende apresentar um levantamento de todas

ity analysis. Banks as well as other businesses have been using sensitivity analysis for years, even if only in an ad hoc framework. However, stress testing as referred to in the new Basel Capital Accord uses more quantitative approaches — methods where assumptions can be empirically evaluated. Stress testing should be able to link dramatic changes in the economic environment to the bank's portfolio:

297. A bank must have in place sound stress testing processes for use in the assessment of capital adequacy. Stress testing should involve identifying possible events or future changes in economic conditions that could have unfavorable effects on a bank's credit exposures and assessment of the bank's ability to withstand such changes.



LUIS BARBUDA

New Basel Capital Accord (2001)

Unfortunately, Basel has not yet established specific guidelines on how to do this, which is not surprising given the range of issues to be covered, such as data availability; portfolio diversity, and standardization of model inputs and outputs. This article does not intend to present a survey of all possible techniques for

stress testing. All such techniques have their strengths and weaknesses, depending on the bank's resources and portfolio structure. Instead, this article introduces a methodology that is practical, easy to implement, understandable, and with a statistical foundation that has been around for years. The approach can be particularly useful for the retail side of the business because of the greater number of defaults and it could also prove beneficial on the commercial side of the house.

Before designing any stress test approach, the first thing we want to know is the goal of the test. In other words, what questions do you want answered? Some questions might include the following:

> What would happen to our risk level if we went into a deep recession?

> Would the recession affect us immediately, or would there be a delay?

> How do differences in local economies affect our risk?

> What would happen to our risk level if interest rates went up significantly?

> What impact do new accounts have on our portfolio risk level?

> If we were to enter a major recession, could we migrate its impact by focusing on specific geographies? Would it be better to loosen lending policies in some areas while tightening them in other?

> What would be the effect of a significant increase in area property values?

as técnicas possíveis de teste de estresse, mas todas elas têm pontos fortes e fracos, dependendo dos recursos e da estrutura da carteira do banco. Em vez disso, este artigo apresentará uma metodologia prática, de fácil implementação, compreensível e com bases estatísticas que existe há anos. A abordagem pode ser especialmente útil para o varejo, por causa do maior número de inadimplências, e também pode demonstrar benefícios para a área comercial.

Antes de conceber qualquer abordagem aos testes de estresse, a primeira coisa que se deve estabelecer é a meta do teste. Em outras palavras, quais são as questões a serem resolvidas. Algumas podem ser:

> O que aconteceria com nosso nível de risco se entrássemos numa recessão profunda?

> A recessão nos afetaria imediatamente ou levaria algum tempo?

> Como as diferenças entre economias locais afetam nosso risco?

> Que aconteceria com o nosso nível de risco se as taxas de juros aumentassem significativamente?

> Qual o impacto das novas contas sobre o nível de risco da nossa carteira?

> Se entrássemos numa grande recessão, poderíamos migrar seu impacto, concentrando-nos em áreas geográficas específicas? Seria melhor afrouxar as políticas de crédito em algumas áreas e apertá-las em outras?

> O que resultaria de um aumento significativo dos valores dos imóveis da região?

> O que aconteceria se houvesse uma mudança significativa da composição setorial de nossa carteira?

> Nossa carteira de pequenas empresas é mais sensível a mudanças econômicas do que nossas contas do *middle-market*?

> Como a economia afeta nossos clientes de grande porte? Quais são os setores mais sensíveis?

Perguntas como essas não só destacam a necessidade de entender o impacto de panoramas econômicos sobre a carteira, mas também apontam a necessidade de quantificar estratégias de minimização do risco em potencial. Dependendo da disponibilidade de dados, haveria impossibilidade de responder a algumas perguntas, a não ser por julgamento e intuição. Mas muitas vezes há disponibilidade de uma grande quantidade de dados dos sistemas de contabilidade de créditos, possibilitando o desenvolvimento de modelos. Assim sendo, uma abordagem flexível aos testes de estresse deve dispor de controles para reduzir o nível de fatores externos, como desemprego e renda (que estão além do controle do banco), como também ajustar fatores internos (que podem ser controlados pelo banco, refletindo esforços de minimização do risco).

Um Tipo Diferente de Regressão

Como foi observado em artigos anteriores desta série, as técnicas estatísticas recomenda-

> *What would happen in the event of a significant shift in the industry composition of our portfolio?*

> *Is our small business portfolio more risk sensitive to changes in the economy than our middle-market accounts?*

> *How does the economy affect our large customers? Which industries are more sensitive?*

Questions like these not only highlight the need to understand the impact of economic scenarios on our portfolio, but also point out the need to quantify strategies for mitigating potential risk. Given the availability of data, some of these questions may be unanswerable except by judgment and intuition. However, a great deal of data from loan accounting systems is often available, making model development a distinct possibility. Therefore, a flexible stress-test approach should have dials not only to turn down the level of such external factors as

employment and income (outside the control of the bank), but also to adjust for internal factors (within the bank's control, reflecting efforts to mitigate risk).

A Different Kind of Regression

As noted in previous articles in this se-

Stress tests make risks more transparent.

Testes de estresse aumentam a transparência do risco.

ries, the statistical techniques recommended for PD (probability of default) and LGD (loss given default) were regression models. These models statistically quantify the correlation of a set of predictor variables with the default condition, or the percentage of dollars not recovered. They use account-specific characteristics at a particular moment in time to estimate account-specific predictions. In a PD model, for example, the default definition for an account is determined over a one-year time frame. If a default occurs anytime within a year, then the dependent variable gets assigned a value of 1. Otherwise, it is assigned a value of 0. No attempt is made to link variations in risk over time to explanatory factors that also change over time. From that perspective, these types of models are one dimensional – representing the characteristics of the borrower at a single snapshot in time.

Fortunately, a different type of regression model is capable of using more than one point in time. It is called pooled cross-sectional time series regression². It works by using data that has been rolled up from the account level into broader levels of aggregation. These levels might be countries, MSAs (metropolitan statistical areas), bank branches, states, industries, etc. and are generically referred to as cross sections. Mapping account-level data into their proper cross section or MSA before aggregation has begun is done through zip code. Data on each aggregated group is

das para os modelos de PI (probabilidade de inadimplência) e de PCI (perda em caso de inadimplência) são as *de regressão*. Esses modelos quantificam estatisticamente a correlação entre um conjunto de variáveis preditivas e a condição de inadimplência, ou a porcentagem de dólares não recuperada. Eles usam características específicas das contas, num determinado momento, para estimar previsões para cada conta. Em um modelo de PI, por exemplo, a definição de inadimplência é determinada no prazo de um ano. Se houver inadimplência em qualquer ponto de um ano, a variável dependente recebe valor 1. Do contrário, recebe valor zero. Não se faz qualquer tentativa de ligar as variações do risco no decorrer de um certo período, com fatores explicativos que também mudam com o tempo. Nesse sentido, os modelos desse tipo são unidimensionais— representando as características do devedor num só ponto no tempo.

Felizmente, há um outro tipo de regressão que é capaz de usar mais do que um só ponto no tempo, chamado de *regressão agrupada de série temporal de corte*². Esse tipo de regressão usa dados recolhidos no nível das contas e agrupados em níveis mais amplos. Os níveis podem ser países, áreas estatísticas metropolitanas (AEM), agências bancárias, estados, setores, etc. e costumam ser chamados de cortes. O mapeamento dos dados do nível das contas em seu respectivo corte ou AEM antes de dar início à agregação é feito por meio do CEP. Os dados de cada grupo agregado são acompanhados ao longo do tempo e inseridos numa estrutura de regressão onde as estimativas de correlação possam ser feitas, testadas em termos de importância estatística e usa-

das para previsões. Se o nível de agregação for as AEMs, então poderemos tentar explicar a taxa de inadimplência por AEM ao longo do tempo, como função das seguintes variáveis de nossos sistemas de contabilidade de créditos, também no patamar das AEMS:

- > LTV (índice empréstimo/valor) médio.
- > Idade média do empréstimo.
- > Porcentagem dos empréstimos com menos de um ano.
- > *Rating* de risco ou *score* FICO médios.
- > Porte médio do empréstimo.
- > Limite médio de crédito.
- > Porcentagem média de empréstimos renovados.
- > Nível médio de inadimplência.
- > Porcentagem dos empréstimos com adiantamento em dinheiro.
- > Número médio de empréstimos por devedor.

Mas não bastam os dados internos de nossos sistemas contábeis. Para capturar influências externas sobre a carteira, precisamos obter alguns dados externos de outras fontes. Felizmente, há diversos provedores de serviços econômicos que oferecem produtos de dados históricos e previstos em diversos níveis de agregação. Alguns *bureaus* de crédito oferecem até dados agregados sobre consumidores e há informações gratuitas na Internet. Assim sendo, podemos acrescentar às nossas listas de recursos os seguintes tipos de informações externas:

- > Preço médio dos imóveis residenciais.
- > Taxa de inadimplência em cartões de crédito — 30/60/90.
- > Utilização dos cartões de crédito.
- > Limite médio de crédito — cartões de crédito.
- > Taxa de falência.

tracked over time and placed into a regression framework, where correlation estimates can be made, tested for statistical importance, and used for prediction. If MSA were the level of aggregation, then we might try to explain the MSA default rate over time as a function of the following variables from our loan account systems, also at the MSA level:

- > *Average LTV.*
- > *Average age of the loan.*
- > *Percent of loans less than one year old.*
- > *Average risk rating or FICO score.*
- > *Average loan size.*
- > *Average credit limit.*
- > *Average percentage of loans renewed.*
- > *Average level of delinquency.*
- > *Percent of loans with cash advances.*
- > *Average number of loans per obligor.*

However, internal data from our accounting systems is not enough. In order to capture outside influences on our portfolio, we must obtain some external data from other sources. Luckily, a number of economic service providers offer historical and forecast data products at various level of aggregation. Some credit bureaus even offer aggregated consumer data. There is even free information on the Internet. Therefore, we could add the following type of external information to our list of resources:

- > *Average home prices.*
- > *Credit card delinquency rate — 30/60/90.*
- > *Credit card utilization.*
- > *Average credit limit — credit cards.*
- > *Bankruptcy rate.*

- > Unemployment rate.
- > Number of households.
- > Disposable income.
- > Median household income.
- > Total employment.
- > GDP.
- > Federal funds rate.
- > Prime rate.
- > 30-year fixed mortgage rate.

- > Taxa de desemprego.
- > Número de famílias.
- > Renda disponível.
- > Renda familiar média.
- > Emprego total.
- > PIB.
- > Taxa básica de juros.
- > Prime rate.
- > Taxa fixa para hipotecas de 30 anos.

Model Estimation

The estimation of pooled cross-sectional time series models is a little more involved than for Pd a LGD models, but it still involves relating a dependent variable to set of explanatory variables over a historical time period. The difference is that it accounts for data across two dimensions – by cross section and time series. In most statistical software packages like SHAZAM, LIMDEP, and SAS®, the data has to be arranged a certain way to estimate the regression.

Figure 1 shows the data design in spreadsheet form for a fictitious example in which the cross section is MSA.

For example, the cross section called MSA #1 could represent the Atlanta MSA. As can be seen, data from the first cross sections is listed first and ordered by date, followed by the next cross section, again

Como a economia afeta os clientes de grande porte?

How does the economy affect the large customers?

Estimativa do Modelo

A estimativa de modelos de regressão agrupada de série temporal de corte é um pouco mais complexa do que a dos modelos de PI ou PCI, mas ainda assim implica relacionar uma variável dependente a um conjunto de variáveis explicativas dentro de um horizonte de tempo histórico. A diferença é que esse novo tipo leva em consideração dados em duas dimensões — por corte e por série temporal. Na maioria dos *softwares* estatísticos, como SHAZAM, LIMDEP e SAS®, os dados precisam ser organizados de uma determinada maneira para estimar a regressão. A Figura 1 mostra os dados sob a forma de uma planilha para um exemplo fictício em que o corte é feito pelas AEMs.

A Figura 1 mostra os dados sob a forma de uma planilha para um exemplo fictício em que o corte é feito pelas AEMs.

Por exemplo, o corte chamado de AEM1 poderia representar a AEM de Atlanta. Como se pode ver, os dados do primeiro corte foram colocados em primeiro lugar e organizados por data, seguidos pe-

los dados do corte seguinte, também organizados por data. O número total de observações seria o número de cortes multiplicado pelo número de períodos de tempo. Como estamos lidando com diversos “instantâneos” ao longo do tempo, podemos também criar variáveis atrasadas. Por exemplo, na Figura 1, a variável Atraso da *Prime Rate* (1) representa um atraso de um trimestre da *prime rate*. Num modelo de regressão em que a variável dependente for a taxa de inadimplência por AEM, a inclusão dessa variável significaria que leva um trimestre para que a influência da *prime rate* de hoje se faça sentir na carteira.

As duas últimas colunas da Figura 1 representam indicadores adicionais chamados de variáveis *dummy*. É comum usar este tipo de variável para aumentar a precisão dos modelos. As variáveis *dummy* levam em consideração diferenças no nível das AEMs, que não são captadas por outras variáveis explicativas do modelo. Essas variáveis

ordered by date. The total number of observations in the data would be the number of cross sections times the number of time periods. Since we are dealing with multiple snapshots in time, we can also create variables that are lagged. For example, in Figure 1 the variable Prime Rate Lag (1) represents a one-quarter lag in the prime rate. In a regression model where the dependent variable was the MSA default rate, the inclusion of this variable would imply that today’s prime rate takes one quarter for its influence to be felt in our portfolio.

The last two columns of Figure 1 represent additional indicators called dummy variables. It is standard statistical practice to use these types of variables to enhance model accuracy. Dummy variables account for differences at the MSA level that are not already captured by the other

Figura 1

Estrutura de Dados da Série Temporal de Corte Agrupada

Corte	Período	Variável Dependente	%Novas Contas	LTV Médio	% SIC #67	% Inadimplência > 60 Dias	Taxa Média de Desemprego	Renda Familiar Média	Taxa Média de Falência	PrimeRate Média	Atraso da PrimeRate (1)	AEM #1 Variável Dummy	AEM #2 Variável Dummy
AEM1	2001T1	0,12%	5,00%	81,50%	10,10%	1,20%	5,12%	\$56.405,54	6,30%	8,62%	-	1	0
AEM1	2001T2	0,13%	5,20%	83,00%	11,20%	1,33%	5,12%	\$56.442,37	6,51%	7,34%	8,62%	1	0
AEM1	2001T3	0,14%	5,50%	87,40%	12,20%	1,22%	5,13%	\$56.603,60	6,74%	6,57%	7,34%	1	0
AEM1	2001T4	0,22%	6,00%	84,30%	12,20%	1,54%	5,12%	\$56.897,32	7,08%	5,16%	6,57%	1	0
AEM1	2002T1	0,22%	6,50%	88,30%	13,30%	1,44%	6,11%	\$57.189,21	7,29%	4,75%	5,16%	1	0
AEM1	2002T2	0,28%	6,40%	79,20%	12,60%	1,65%	6,43%	\$57.478,13	7,42%	4,75%	4,75%	1	0
AEM1	2002T3	0,24%	7,00%	85,10%	12,80%	2,11%	6,43%	\$57.684,58	7,69%	4,75%	4,75%	1	0
AEM1	2002T4	0,21%	6,50%	85,60%	11,80%	2,01%	7,23%	\$57.790,08	7,88%	4,54%	4,75%	1	0
AEM2	2001T1	0,34%	12,30%	65,40%	15,30%	5,33%	4,32%	\$35.882,07	7,37%	8,62%	-	0	1
AEM2	2001T2	0,43%	13,60%	66,10%	17,40%	4,33%	4,54%	\$34.066,79	7,86%	7,34%	8,62%	0	1
AEM2	2001T3	0,42%	14,30%	65,70%	16,70%	5,32%	5,44%	\$33.519,87	8,31%	6,57%	7,34%	0	1
AEM2	2001T4	0,51%	12,40%	66,50%	18,20%	4,32%	5,01%	\$34.272,91	8,69%	5,16%	6,57%	0	1
AEM2	2002T1	0,49%	14,50%	67,40%	18,30%	4,66%	5,04%	\$35.031,90	8,96%	4,75%	5,16%	0	1
AEM2	2002T2	0,41%	15,20%	65,70%	19,50%	5,67%	5,23%	\$35.773,35	9,24%	4,75%	4,75%	0	1
AEM2	2002T3	0,32%	16,40%	66,10%	20,20%	5,98%	5,21%	\$36.014,37	9,30%	4,75%	4,75%	0	1
AEM2	2002T4	0,45%	17,90%	65,50%	19,50%	6,21%	5,21%	\$36.201,34	9,09%	4,54%	4,75%	0	1

Pooled Cross-Sectional Time Series Data Structure

Cross Section	Time Period	Dependent Variable	%New Accounts	Average LTV	% SIC #67	% 60 days Delinquent	Avg Unempl Rate	Avg Household Income	Avg Bankruptcy Rate	Avg Prime Rate	Prime Rate Lag (1)	MSA #1 Dummy Variable	MSA #2 Dummy Variable
MSA #1	2001Q1	0.12%	5.00%	81.50%	10.10%	1.20%	5.12%	\$56,405.54	6.30%	8.62%	-	1	0
MSA #1	2001Q2	0.13%	5.20%	83.00%	11.20%	1.33%	5.12%	\$56,442.37	6.51%	7.34%	8.62%	1	0
MSA #1	2001Q3	0.14%	5.50%	87.40%	12.20%	1.22%	5.13%	\$56,603.60	6.74%	6.57%	7.34%	1	0
MSA #1	2001Q4	0.22%	6.00%	84.30%	12.20%	1.54%	5.12%	\$56,897.32	7.08%	5.16%	6.57%	1	0
MSA #1	2002Q1	0.22%	6.50%	88.30%	13.30%	1.44%	6.11%	\$57,189.21	7.29%	4.75%	5.16%	1	0
MSA #1	2002Q2	0.28%	6.40%	79.20%	12.60%	1.65%	6.43%	\$57,478.13	7.42%	4.75%	4.75%	1	0
MSA #1	2002Q3	0.24%	7.00%	85.10%	12.80%	2.11%	6.43%	\$57,684.58	7.69%	4.75%	4.75%	1	0
MSA #1	2002Q4	0.21%	6.50%	85.60%	11.80%	2.01%	7.23%	\$57,790.08	7.88%	4.54%	4.75%	1	0
MSA #2	2001Q1	0.34%	12.30%	65.40%	15.30%	5.33%	4.32%	\$35,882.07	7.37%	8.62%	-	0	1
MSA #2	2001Q2	0.43%	13.60%	66.10%	17.40%	4.33%	4.54%	\$34,066.79	7.86%	7.34%	8.62%	0	1
MSA #2	2001Q3	0.42%	14.30%	65.70%	16.70%	5.32%	5.44%	\$33,519.87	8.31%	6.57%	7.34%	0	1
MSA #2	2001Q4	0.51%	12.40%	66.50%	18.20%	4.32%	5.01%	\$34,272.91	8.69%	5.16%	6.57%	0	1
MSA #2	2002Q1	0.49%	14.50%	67.40%	18.30%	4.66%	5.04%	\$35,031.90	8.96%	4.75%	5.16%	0	1
MSA #2	2002Q2	0.41%	15.20%	65.70%	19.50%	5.67%	5.23%	\$35,773.35	9.24%	4.75%	4.75%	0	1
MSA #2	2002Q3	0.32%	16.40%	66.10%	20.20%	5.98%	5.21%	\$36,014.37	9.30%	4.75%	4.75%	0	1
MSA #2	2002Q4	0.45%	17.90%	65.50%	19.50%	6.21%	5.21%	\$36,201.34	9.09%	4.54%	4.75%	0	1

explanatory variables in the model. These variables are assigned a value of 1 if the account is a member of that particular MSA (cross section), or 0 otherwise. Standard practice is to include in the regression as many dummy variables as there are cross sections, less one.

A Stress Test Walk-Through: A Simple MSA Example

Typically, two regression models are recommended for each portfolio. One model is to predict the default rate. This may be defined simply as the loan dollars defaulted at the MSA level divided by the total outstanding dollars in that area at a particular point in time. This model, however, will not account for the condition in which the obligor draws on credit lines during difficult economic times. Therefore, a second model

recebem valor 1 se a conta for membro da AEM (corte) em questão e valor zero se não for. É prática comum, ainda, incluir na regressão um número de variáveis *dummy* igual ao de cortes, menos um.

Um Teste de Estresse Passo a Passo: Exemplo Simples de AEM

Costumam ser recomendados dois modelos de regressão para cada carteira. Um modelo serve para prever a taxa de inadimplência, que pode ser definida simplesmente como o valor da inadimplência em dólares no nível da AEM dividido pelo total de dólares em empréstimos na área em questão, num determinado momento. Esse modelo, contudo, não levará em consideração a condição em que o devedor faz retiradas contra suas linhas de crédito durante períodos de dificuldades econômicas. Assim, faz-se necessário um segundo modelo para prever a utilização.

Para os fins desse modelo, define-se utilização como os saldos devedores médios da AEM ou do corte num determinado momento. Uma vez estimados esses modelos, seus valores previstos podem ser multiplicados um pelo outro para chegar ao impacto em dólares que é o resultado do teste de estresse.

Para exemplificar, vamos fazer um teste de estresse simples que reflita o impacto de um aumento substancial da taxa de desemprego.

Passo 1: Coletar e agregar dados históricos (dois anos ou mais) em AEMs ou cortes. Isso inclui tanto os dados internos de contabilidade de empréstimos quanto dados externos como informações econômicas ou obtidas de *bureaus* de crédito. É preciso acrescentar as variáveis *dummy* que tenha criado, ou variáveis atrasadas.

Passo 2: Definir a variável dependente em cada regressão — (a) taxa média de inadimplência e (b) saldo devedor médio.

Passo 3: Analisar as correlações entre cada variável explicativa e a variável dependente. As variáveis explicativas que tenham as correlações mais elevadas são boas candidatas para uso na regressão. Verifica-se o sinal da correlação. Se ele for negativo, há uma relação inversa entre a taxa de inadimplência e sua variável explicativa. Isso faz sentido? Traçam-se gráficos das tendências associadas a cada variável ao longo do tempo.

Passo 4: Escolher as variáveis para inclusão na regressão. É necessário certificar-se de que as variáveis incluídas façam sentido do ponto de vista empresarial. Faz-se necessária a atenção com o uso de uma característica de seleção *stepwise* semelhante à usada no modelo de PI. As correlações entre as variáveis explicativas podem ser complexas e às

is needed to predict usage. For this model, usage is defined as the average outstanding balances for the MSA or cross section at a particular point in time. Once these models are estimated, their predicted values can be multiplied together to obtain the dollar impact resulting from the stress test.

As an example, let's perform a simple stress test reflecting the impact of a substantial increase in the unemployment rate.

Step 1: *Collect and aggregate historical data (two years or more) into MSAs or cross sections. This includes internal loan accounting data and such external data as economic or credit bureau information. Be sure to add any dummy variables you created or variables with time lags.*

Step 2: *Define the dependent variable in each regression — (a) average default rate and (b) average outstanding balances.*

Step 3: *Look at the correlations between each explanatory variable and the dependent variable. Explanatory variables with the higher correlations are good candidates for the regression. Check the sign of the correlation. If the correlation is negative, then there is an inverse relationship between the default rate and your explanatory variable. Does it make sense? Graph the trends associated with each variable over time.*

Step 4: *Pick the variables to include in the regression. Make sure the variables you put in make business sense. Be wary of using a stepwise selection feature as you may have done in your PD model. The correla-*

tions between the explanatory variables can be complex and may interfere with some automatic routines designed to reduce the number of variables in the regression. Instead, use the *t*-tests produced by the software to give some guidance as to which variables should remain in the model. Generally, a *t*-value greater than 2 (in absolute terms) is an indication that the variable has some importance. Reestimate the model with different variables and time lags until you get a model with valid *t*-values and coefficients with signs that make sense. If you are trying to predict the default percentage and get a negative LTV coefficient, does it make sense that MSAs with higher LTVs have a lower percentage default than MSAs with lower LTVs – all other things remaining equal? If not, go back to the drawing board. Try to get a statistic called the adjusted *R*-square as high as possible – all other things remaining equal. In general, the higher this value, the better the model.

Step 5: Look at the elasticities produced by the model – one for each variable. These are sensitivity measures produced by most software packages. A variable with a high elasticity (greater than 1 in absolute value)

Não bastam dados internos dos sistemas contábeis.

Internal data from accounting systems is not enough.

vezes interferem com algumas das rotinas automáticas criadas para reduzir o número de variáveis da regressão. Em vez disso, usam-se os testes *t* produzidos pelo *software* para obter orientação sobre as variáveis que devem permanecer no modelo. Em geral, um valor *t* superior a 2 (em termos absolutos) indica que a variável tem alguma importância.

Estima-se novamente o modelo com diferentes variáveis e intervalos de tempo até chegar a um modelo com valores *t* válidos e coeficientes cujos sinais façam sentido. Caso se esteja tentando prever a porcentagem de inadimplências e se obtiver um coeficiente LTV negativo, faz sentido que as AEMs com LTVs mais elevados tenham menor porcentagem de inadimplência do que as que têm LTVs menores em igualdade das demais condições? Caso contrário, começa-se de novo. Tenta-se obter uma estatística chamada de “*R*² ajustada” no valor mais alto possível em igualdade das demais condições.

Passo 5: Analisar as elasticidades produzidas pelo modelo – uma para cada variável. Essas medidas são de sensibilidade, produzidas pela maioria dos pacotes de *software*. Uma variável de elasticidade elevada (valor absoluto maior do que 1) implica que pequenas mudanças da variável resultarão em mudanças maiores de sua variável dependente. Esses são os componentes básicos dos testes de estresse, refletindo uma unidade de medida padronizada para a estrutura de cor-

relações de seu modelo.

Passo 6: Produzir os seguintes testes de estresse:

a) Modelo de taxa de inadimplência. Considere-se que o modelo produz uma elasticidade de +0,42 para a taxa de desemprego. Uma elasticidade de +0,42 significa que um aumento de 1% da taxa de desemprego levará a um aumento de 0,42% da taxa de inadimplência — em igualdade das demais condições. Assim, se houver um choque de desemprego (teste de estresse) de 25%, por exemplo, a taxa de inadimplência deverá aumentar em 10,5% ($25 \times 0,42$).

b) Modelo de saldo médio. Considere-se que esse modelo produz uma elasticidade de +0,22 para a taxa de desemprego. Uma elasticidade de +0,22 significa que um aumento de 1% da taxa de desemprego levará a um aumento de 0,22% dos saldos médios — em igualdade das demais condições. Assim, se o teste for para o estresse de um taxa de desemprego de 25%, o saldo médio aumentará em 5,5% ($25 \times 0,22$).

c) Calcula-se o aumento percentual da inadimplência em dólares. Para uma AEM específica, admite-se haver 10.000 contas com taxa média de inadimplência de 0,47% e saldo médio de US\$ 235, como mostra a coluna E da Figura 2. A nova taxa de inadimplência sob estresse foi calculada em 0,52% ($0,47 \times 1,105$), enquanto o novo saldo médio sob estresse foi calculado em US\$ 247,93 ($\text{US } \$235 \times 1,055$), como mostra a coluna F. A inadimplência prevista em dólares é simplesmente a taxa de inadimplência x o saldo médio x o número de contas. Subtraindo a diferença entre as colunas F e E, temos um resultado de US\$ 1.830,98 para este teste de estresse. Isso

implies that small changes to that variable will result in larger changes to your dependent variable. These are the nuts and bolts of your stress test. They reflect a standardized unit of measure for the correlation structure in your model.

Step 6: Produce you stress tests:

a) Default rate model. *Let's say the model produces an elasticity of +.42 for the unemployment rate. An elasticity of +.42 implies that a 1% increase in the unemployment rate will lead to a .42% increase in the default rate — all other things remaining equal. So if we look at an unemployment rate shock (stress test) of, say, 25%, then the default rate would be expected to increase by 10.5% ($25 \times .42$).*

b) Average balance model. *Let's say this model produces an elasticity of +.22 for the unemployment rate variable. An elasticity of +.22 implies that a 1% increase in the unemployment rate will lead to a .22% increase in average balances – all other thing remaining equal. So if we stress test the unemployment rate at 25%, then the average balance will increase by 5.5% ($25 \times .22$).*

c) Calculate percent increase in default dollars. *For a particular MSA, assume there are currently 10,000 accounts with an average default rate of .47% and an average balance of \$235, as shown in column E of Figure 2. The new stressed default rate is calculated to be .52% ($.47 \times 1.105$) while the new stressed average balance is found to be \$247.93 ($\235×1.055) as shown in column F. The predicted default dollars are simply the default rate x average balance x number of*

accounts. By subtracting the difference between columns F and E, you get a stress test result of \$1,830.98. This is 16.58% ($\$1,830.98 / \$11,045$) over what you would have seen if there had been no shock at all.

Step 7 (optional): Develop detailed stress test forecasts. The method presented in Step 6 is good to produce ballpark stress-test results. Unfortunately, these methods do not easily address the timing of the stressed event or the performance of stress tests across a combination of variables at the same time. To handle the timing and complexity of more advanced stress tests, the estimated model

representa 16,58% (US \$1.830,98 / US \$11.045) a mais do que se não houvesse choque.

Passo 7 (opcional): Desenvolver previsões detalhadas dos testes de estresse. O método apresentado no Passo 6 é bom para produzir resultados aproximados. Infelizmente, esses métodos não abordam facilmente o momento

Figura 2

Exemplo Hipotético de Teste de Estresse

A	B	C	D	E	F	G
	Elasticidade	Teste de Estresse %	Variável de estresse	AEM1 Atual	AEM1 Desgastada	AEM2 Diferença
Taxa de Inadimplência	0,42%	25%	Taxa de Desemprego	0,47%	0,52%	0,05%
Saldo Médio	0,22%	25%	Taxa de Desemprego	US\$235,00	US\$247,93	US\$12,93
Nº de Contas	-	-	-	10.000	10.000	N/D
Inadimplência Prevista em Dólares	-	-	-	US\$11.045,00	US\$12.875,98	US\$1.830,98
% Aumento Inadimplentes / US\$ Inadimplência						16,58%

Figure 2

Hypothetical Example of a Stress Test

A	B	C	D	E	F	G
	Elasticity	Stress Test %	Stress Variable	MSA #1 Current	MSA #1 Stressed	MSA #2 Difference
Default Rate	0.42%	25%	Unemployment Rate	0.47%	0.52%	0.05%
Average Balance	0.22%	25%	Unemployment Rate	\$235.00	\$247.93	\$12.93
# Accounts Predicted	-	-	-	10,000	10,000	N/A
Default Dollars	-	-	-	\$11,045.00	\$12,875.98	1,830.98
% Increase In Default \$\$\$Default						16.58%

do evento de estresse ou permitem a realização de testes de estresse com diversas variáveis ao mesmo tempo. Para lidar com o aspecto temporal e a complexidade de testes mais avançados, o modelo estimado pode ser colocado numa planilha Excel, juntamente com os dados históricos e pre-

vistos existentes para permitir uma análise mais detalhada. Esse tipo de abordagem representa uma ferramenta de planejamento útil quando é possível criar diversos cenários rapidamente com base nas premissas que tiverem sido previstas para as variáveis explicativas. Caso se esteja trabalhando com um provedor de dados econômicos que ofereça um cenário de *worst-case* para a economia, algumas destas premissas já estarão prontas para serem usadas. O restante das variáveis do modelo, que podem ter vindo do sistema de contabilidade de empréstimos, também precisa ser previsto ou ter suas tendências estimadas para o horizonte de previsão.

A Figura 3 mostra um exemplo dessa abordagem, onde os dados históricos e previstos das variáveis explicativas são aplicados à equação de regressão. São feitas duas previsões para cada modelo. A primeira refere-se ao caso base, em que se traça uma tendência das variáveis explicativas em circunstâncias normais e se aplica essa tendência à equação de regressão. Em seguida, faz-se uma previsão em teste de estresse, em que novos valores das variáveis explicativas, associados ao teste de estresse, são aplicados à equação de regressão. Isso poderia incluir um cenário recessivo mais complexo, abrangendo um aumento de 35% da taxa de

can be placed in an Excel spreadsheet along with any historical and forecast data to provide a more detailed analysis. This kind of approach makes for a useful planning tool where multiple scenarios can be made quickly, based on forecast assumptions of the explanatory variables. If you are working with an economic data provider that gives you a worst-case scenario for the economy, you already have some of your assumptions done. The remainder of the variables in your models that may have come from your loan accounting system must also be forecast or trended over the forecast horizon.

Figure 3 shows an example of this approach, where the historical and forecast data for the explanatory variables are applied against the regression equation. For each model, two forecasts are run. The first is the base-case forecast, in which a business-as-usual trend of the explanatory

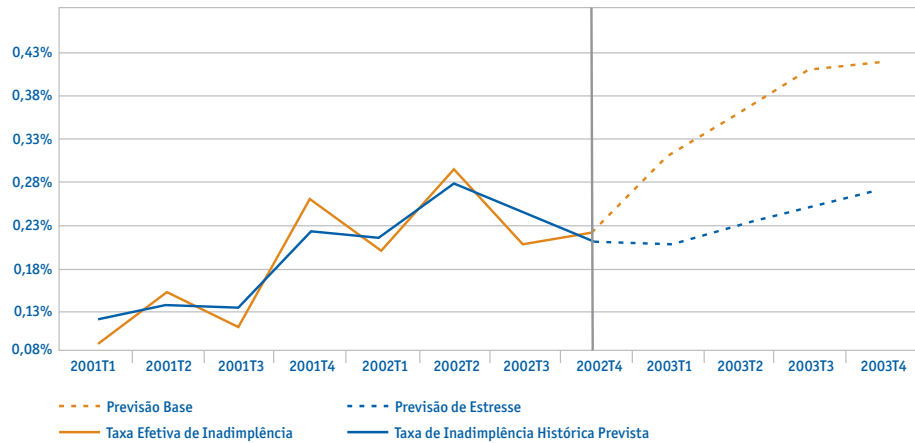
variables is made and the applied to the regression equation. Next, a stress-test forecast is done, in which new values for the explanatory variables associated with the stress test are applied to the regression equation. This could include a more complex recessionary scenario comprised of a 35%

Two regression models for each portfolio.

Dois modelos de regressão para cada carteira.

Figura 3

Teste de Estresse: Grande Recessão- AEM I



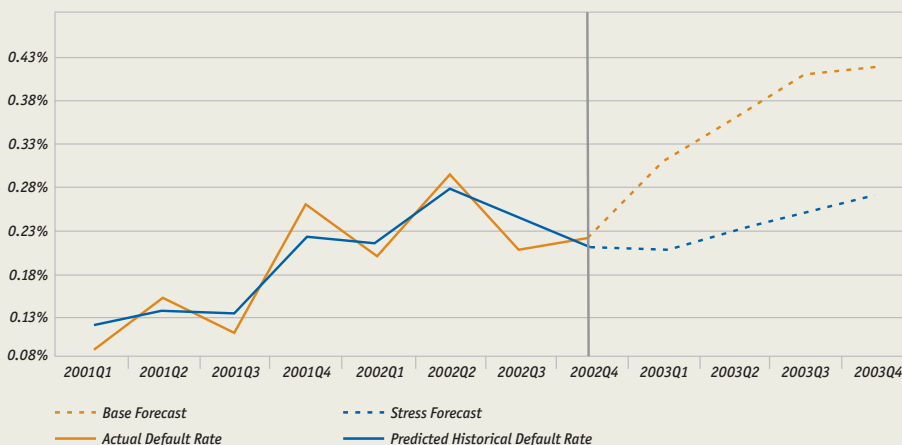
increase in the unemployment rate, a 15% decrease in income per capita, and even a 12% rise in the prime rate. Figure 3 shows a graphical illustration of such a default-rate scenario for a particular MSA. Once applied to each MSA or cross section, the difference between the base-case forecast and the stress-test forecast can be calculated and rolled up to determine the overall stress effect on the entire portfolio. The what-if capabilities of the spreadsheet can be extended to adjust the stress-test forecast for policy measures that might be taken to mitigate the impact of the recession. Assuming that a major recession is on the way, the bank could begin to simultaneously stress

desemprego, um de 15% da renda *per capita* e até um aumento de 12% *prime rate*. A Figura 3 mostra uma ilustração gráfica de um cenário de taxa de inadimplência como esse para uma AEM específica. Uma vez aplicada a cada AEM ou corte, a diferença entre a previsão do caso base e a previsão do teste de estresse pode ser usada para determinar o efeito geral do estresse sobre a carteira como um todo. A planilha pode ser ampliada para ajustar a previsão do teste de estresse a

medidas políticas a serem usadas para atenuar o impacto da recessão. Admitindo que uma grande recessão esteja a caminho, o banco poderia começar a fazer testes de estresse simultâneos com as variáveis do sistema de contabilidade de empréstimos capazes de contraba-

Figure 3

Stress Test: Major Recession - MSA #1



lançar o choque econômico previsto da taxa de inadimplência. Por exemplo, se o “score FICO médio” for uma das variáveis do modelo de taxa de inadimplência, podem ser adotadas premissas que reflitam políticas mais conservadoras de score de corte. Se a “porcentagem de contas com atraso superior a 60 dias” também fizer parte do modelo, as premissas podem ser ajustadas para refletir um tratamento mais agressivo às contas inadimplentes. No modelo de saldo médio, as premissas podem ser modificadas para refletir a redução dos limites de crédito em áreas de alto risco para minimizar a exposição.

Sumário

O Novo Acordo de Capital da Basileia exige que os bancos mantenham informações sobre todos os empréstimos a partir do momento da contratação para fins de construção e validação e modelos de *rating* de risco. Felizmente, os dados podem ser agregados e suplementados de maneira a atender a outro requisito do Acordo — os testes de estresse. O objetivo dos testes de estresse é garantir que o banco tenha capital suficiente em reserva para cobrir eventos inesperados. O procedimento aqui apresentado introduz um tipo de modelo de regressão que não só pode ser usado para realizar testes de estresse, mas também serve como ferramenta de planejamento estratégico, quantificando mudanças políticas que podem atenuar as pressões recessivas ou de outras espécies sobre a carteira.

Notas

1 BLASCHKE, JONES, MAJNONI e PERIA, 2001,

test loan accounting system variables in the model that could offset the expected economic shock to the default rate. For example, if the “average FICO score” is a variable in the default rate model, assumptions could be made to reflect more conservative cutoff score policies. If the “percentage of accounts 60+ days late” is also in the model, assumptions could be adjusted to reflect a more aggressive treatment of delinquent accounts. In the average balance model, assumptions could be modified to reflect the lowering of credit limits in high-risk areas to minimize exposures.

Summary

The new Basel Capital Accord requires banks to keep information on each loan from the moment it is booked for the purpose of building and validating risk-rating models. Fortunately, this data can be aggregated and supplemented in such a way as to meet another Basel requirement — stress testing. The idea behind stress testing is to ensure the bank has the necessary capital in reserve to cover unexpected events. The procedure presented in this article introduces a type of regression model that not only can be used for stress testing purposes, but can also serve as a strategic planning tool to quantify policy changes that hopefully would mitigate recessionary or other pressures on the portfolio.

Notes

1 BLASCHKE, JONES, MAJNONI, and PERIA, 2001, “Stress Testing of Financial Systems:

An Overview of Issues, Methodologies, and FSAP Experiences,” IMF Working Paper WP/01/88.

2 PINDYCK and RUBINFELD, 1981, *Econometric Models and Economic Forecasts, 2nd Edition, McGraw-Hill.*

2004 RMA. Jefferson Morrison was vice-presidente Credit Metrics-PRISM Team, at Suntrust Banks Inc., Atlanta, Georgia. Morrison is currently senior manager Modeling Services for Transunion LLP in the Atlanta Georgia office. Transunion builds modeling solutions for both credit risk and marketing applications in addition to their core credit bureau products. Contact Morrison at m_jeffer@bellsouth.net
RMA - Risk Management Association is an international association of financial services professionals. For membership information, e-mail acauley@rmahq.org ; to subscribe to The RMA Journal, visit www.rmahq.org/Ed_Opps/pubs/journalad.htm

“Stress Testing of Financial Systems: An Overview of Issues, Methodologies, and FSAP Experiences,” IMF Working Paper WP/01/88.

2 PINDYCK e RUBINFELD, 1981, *Econometric Models and Economic Forecasts, 2a Edição, McGraw-Hill.*

2004 RMA. Jefferson Morrison foi vice-presidente de Medidas de Crédito - Equipe PRISM do Suntrust Banks Inc., Atlanta, Georgia. Atualmente ele é gerente sênior de Serviços de Modelagem do Transunion LLP em Atlanta, na Georgia. A Transunion constrói soluções em modelagem tanto para risco de crédito como para aplicações em marketing em seu escritório central de produtos de crédito. Os contatos com Jefferson Morrison podem ser feitos pelo E-mail m_jeffer@bellsouth.net
A RMA - Risk Management Association é uma associação internacional de serviços financeiros profissionais. Para informações, e-mail acauley@rmahq.org ; Para assinar The RMA Journal visite o site www.rmahq.org/Ed_Opps/pubs/journalad.htm