

Edson Luiz de Carvalho Barbosa

**Método para estimativa da Exposição no
Momento do Descumprimento (EAD) usando
uma operação de Varejo**

Brasília

Junho de 2022

Edson Luiz de Carvalho Barbosa

Método para estimativa da Exposição no Momento do Descumprimento (EAD) usando uma operação de Varejo

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Economia, Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade de Administração Contabilidade e Economia - FACE

Departamento de Economia - ECO

Programa de Pós-Graduação

Orientador: Prof. Daniel de Oliveira Cajueiro, PhD

Coorientador: Prof. Pablo José Campos de Carvalho, PhD

Brasília

Junho de 2022

Edson Luiz de Carvalho Barbosa

Método para estimativa da Exposição no Momento do Descumprimento (EAD) usando uma operação de Varejo/ Edson Luiz de Carvalho Barbosa. – Brasília, Junho de 2022-

45p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof. Daniel de Oliveira Cajueiro, PhD

Dissertação (Mestrado) – Universidade de Brasília - UnB
Faculdade de Administração Contabilidade e Economia - FACE
Departamento de Economia - ECO
Programa de Pós-Graduação, Junho de 2022.

1. Palavra-chave1. 2. Palavra-chave2. 3. Palavra-chave3. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade de Administração, Contabilidade e Economia - FACE. IV. Departamento de Economia IV. Método para estimativa da Exposição no Momento do Descumprimento (EAD) usando uma operação de Varejo

Edson Luiz de Carvalho Barbosa

Método para estimativa da Exposição no Momento do Descumprimento (EAD) usando uma operação de Varejo

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado Acadêmico em Economia, Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia

Trabalho aprovado. Brasília, 14 de junho de 2022:

Prof. Daniel de Oliveira Cajueiro,
PhD
Universidade de Brasília
Orientador

Prof. Pablo José Campos de Carvalho,
PhD
Universidade de Brasília
Coorientador

Prof. Hebert Kimura, PhD
Universidade de Brasília

Brasília
Junho de 2022

Este trabalho é dedicado à minha amada esposa Silvana que deu-me o apoio que eu precisava para concluir esse trabalho.

Agradecimentos

Agradeço em primeiro lugar ao meu amado Deus que a cada dia concede-me inspiração e criatividade para vencer obstáculos, forças e coragem para lutar e fé para prosseguir e vencer os desafios dessa jornada.

À minha esposa Silvana, pelo amor e dedicação constante nos diversos momentos vividos durante nossa vida comum.

Aos meus pais, pela oportunidade de viver, estudar e de hoje ver meus sonhos se concretizando pelo profissional que tornei-me.

À minha querida tia Eva pelos ensinamentos tão valiosos, pela paciência e amor em educar àqueles que não gerou, mas que escolheu amar e cuidar.

Aos familiares e amigos que torcem pelo meu sucesso.

Ao colega de trabalho Lucas Guimarães de Souza Ribeiro que me auxiliou e inspirou com o aprendizado em Python.

Aos Professores Daniel de Oliveira Cajueiro e Pablo José Campos de Carvalho pela orientação, críticas e sugestões que possibilitaram a conclusão desse trabalho.

Aos professores do mestrado em finanças pelo estímulo à pesquisa científica, pelo compartilhamento do conhecimento e pelo apoio e compreensão diante das dificuldades e empecilhos que surgiram no decorrer dessa jornada.

Ao professor Hebert Kimura pela participação na banca de avaliação dessa dissertação.

A todas as pessoas que de alguma forma contribuíram para essa conquista; meu muito obrigado!

*“E não vos conformeis com esse século,
mas transformai-vos pela renovação da vossa mente,
para que experimenteis qual seja a boa, agradável e perfeita vontade de Deus.
(Bíblia Sagrada, Romanos 12, 2)*

Resumo

Nesse trabalho, propõe-se estimar o parâmetro de risco Exposição no momento do Descumprimento (EAD), por meio de um modelo descritivo sem a necessidade de desenvolver uma abordagem específica de modelagem preditiva para o Fator de Conversão em Crédito (FCC), dadas as dificuldades em se alcançar resultados coerentes, estáveis e economicamente justificáveis, devido às características peculiares desse parâmetro. Para aplicação, foram analisados dados de uma operação de crédito para capital de giro com taxa de juros prefixada e sem vinculação de garantias reais, concedidas a micro e pequenas empresas com porte de faturamento bruto anual de até 50 milhões de reais, na forma de limite de crédito não cancelável incondicional e unilateralmente pela instituição financeira credora. A estimação do EAD foi realizada com base na metodologia de Árvore de Regressão, utilizando-se o acompanhamento das exposições das operações, incluindo períodos em que se observou agravamento do cenário econômico. Adotou-se a premissa de que as instituições financeiras realizam ações para redução das exposições com clientes potencialmente arriscados, com base na classificação de risco atribuída pela própria instituição, evidenciando que a EAD apresenta característica de contraciclicidade, justamente por ser o parâmetro dentre os utilizados para apuração da Perda Esperada, em que a instituição financeira credora tem mais autonomia para atuar diante de uma percepção de aumento de risco nas carteiras de crédito, e que essas medidas fazem parte do próprio gerenciamento de risco dessas instituições. Como resultado, obteve-se um modelo baseado no acompanhamento das exposições em um horizonte de 12 meses, que apresentou uma resposta com bom poder de explicação, fora as variáveis explicativas que apresentam noção intuitiva e de fácil compreensão como instrumento para controlar e monitorar a exposição ao risco de crédito.

Palavras-chave: Árvore de Regressão, Parâmetros de risco de Basileia II, EAD, Risco de Crédito.

Abstract

In this work, it is proposed to estimate the Basel II risk parameter Exposure at Default (EAD), through a descriptive model without the need to develop a specific predictive modeling approach for the Credit Conversion Factor (CCF), given the difficulties in achieving coherent, stable and economically justifiable results, due to the peculiar characteristics of this parameter. For application, data from a credit operation for working capital with a fixed interest rate and without binding real guarantees, granted to micro and small companies with an annual gross revenue of up to 50 million brazilian official currency, in the form of a unconditionally and unilaterally limit by the creditor financial institution. The EAD estimation by monitoring the exposures of operations included periods in which the economic scenario worsened and used the premise that financial institutions take actions to reduce exposures to potentially risky customers, based on the credit risk classification attributed by the institution itself, evidencing that the EAD has a countercyclicality characteristic, precisely because it is the parameter among those used to calculate the Expected Loss, in which the creditor financial institution has more autonomy to act in the face of a perception of increased risk in the portfolios of credit, and that these measures are part of the risk management of these institutions. As a result, a model based on monitoring exposures over a 12-month horizon was obtained, which presented a response with good explanatory power, apart from the explanatory variables that present an intuitive and easy-to-understand notion as an instrument for managing credit risk exposure.

Keywords: Regression Tree, The Basel II risk parameters, EAD, Credit Risk.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Fatores FCC observados pelo método do horizonte fixo	29
Figura 2 – Fatores FCC observados pelo método de cortes	30
Figura 3 – Fatores FCC observados pelo método horizonte variável	31
Figura 4 – Evolução da exposição de uma operação de crédito ao longo do tempo .	34
Figura 5 – Árvore de decisão com grau de profundidade 3, operação capital de giro	40
Figura 6 – Árvore de decisão com grau de profundidade 3, operação sem destinação específica	42

Lista de tabelas

Tabela 1 – Descrição das informações da base de dados estudada.	37
---	----

Lista de abreviaturas e siglas

BACEN	Banco Central do Brasil
CART	Classification and Regression Trees ou Árvores de Regressão e Classificação
CCF	Credit Conversion Factor
CMN	Conselho Monetário Nacional
CODACE	Comitê de Datação de Ciclos Econômicos
COVID-19	Corona Vírus Disease 2019
E	Exposure ou Exposição
EAD	Exposure at Default ou Exposição no momento do Descumprimento
EL	Expected Loss ou Perda Esperada
FCC	Fator de Conversão de Crédito
FGV	Fundação Getúlio Vargas
IBRE	Instituto Brasileiro de Economia
L	Limite total de Crédito
MSE	Mean Squared Error ou Erro Quadrático Médio
PD	Probabilidade de Descumprimento
T	Horizonte temporal
TR	Time Reference ou Data de Referência

Sumário

1	INTRODUÇÃO	23
2	DADOS	25
3	METODOLOGIA	27
4	RESULTADOS	39
5	CONCLUSÕES	43
	REFERÊNCIAS	45

1 Introdução

A aguardada publicação das normas que alteram os critérios contábeis para constituição de provisão, propostas pelo Edital de Consulta Pública nº 60 e regulamentadas por meio da Resolução CMN 4.966 de 25/11/2021, confere ao sistema financeiro nacional grandes desafios na adequação de conceitos, critérios, regras, políticas e procedimentos utilizados para gerenciamento do risco de crédito, dentre os quais se incluem os modelos de avaliação, classificação e mensuração, que necessitam estar totalmente implementados até 1º de janeiro de 2025.

Diante da complexidade e grandiosidade da alteração regulatória sobre o tema, além do prazo exíguo para mudanças em procedimentos adotados desde a publicação dos critérios associados aos parâmetros de risco de crédito, oriundos do novo acordo de Basileia, torna-se fundamental desenvolver mecanismos que auxiliem no monitoramento e controle dos riscos, diante das incertezas no comportamento esperado dos modelos utilizados no gerenciamento do risco de crédito.

Este trabalho propõe um método para estimativa do parâmetro Exposure at Default (EAD) ou Exposição no momento do Descumprimento, que representa o valor da exposição, efetiva ou contingente, perante o tomador ou contraparte no momento do descumprimento, bruto de provisões e eventuais baixas parciais a prejuízo. A EAD fornece a quantificação de perdas potenciais e forma um input necessário para o cálculo do capital mínimo requerido para risco de crédito, consoante Acordo de Basileia II.

A mensuração das perdas de crédito decorrente do não pagamento na forma pactuada ganha destaque face à conjuntura econômica recente, na qual o mundo assiste à uma das mais graves crises sanitárias recentes com potenciais impactos na capacidade de pagamento das pessoas e empresas, causada, dentre outros motivos, pela redução da atividade econômica, que por sua vez é influenciada pela perda de emprego e renda por grande parte da população e pelo fechamento de pequenas e médias empresas, além da redução de investimentos na Economia.

Esse cenário é extremamente favorável para a ocorrência de eventos de descumprimento simultâneos, devido à dificuldade de os tomadores realizarem o pagamento de suas obrigações na forma pactuada, atingindo diversas operações de crédito e grupos de clientes do segmento Varejo, fato atribuído à correlação de default inerente a esse público.

Para atender à finalidade de mensurar o risco e com isso verificar sua razoabilidade e compatibilidade ao negócio de uma organização, o presente trabalho tem a pretensão de discutir os parâmetros necessários para medir a exposição ao risco de crédito de uma operação de Varejo, incluindo exposição fora do balanço, no que tange à forma de

mensuração do Fator de Conversão de Crédito (FCC).

O FCC corresponde a um fator aplicado sobre uma exposição contingente, ou uma operação não registrada em balanço, utilizado para medir a exposição efetiva nas situações em que um tomador de crédito pode realizar novos saques amparados em um limite pré-existente e, dessa forma, aumentar o valor da exposição ao longo da vida do contrato. A estimação da EAD para tais operações requer um tratamento diferenciado que considere justamente essa possível variabilidade, decorrente dos incrementos citados, no valor da exposição.

A apuração do parâmetro EAD será realizada, tomando por base estudos realizados por outros autores sobre este tema e os resultados de uma aplicação a dados reais sobre informações de operações de crédito de uma grande instituição financeira brasileira no período em que se observam os efeitos da crise sanitária provocada pelo coronavírus – COVID19.

Espera-se que o estudo evidencie também nas operações concedidas para o segmento Varejo, a conclusão obtida no trabalho de (THACKHAM MARK; MA, 2019) de que é possível construir um modelo para EAD sem introduzir estimativas do FCC por meio de modelagem preditiva com uso de covariáveis que caracterizam o devedor e a operação, seja usando modelo probit ou logit, ou ainda modelos via regressão, dado que se observam deficiências substanciais quando adota-se essa abordagem, devidas à uma singularidade inerente à estimativa desse parâmetro, tornando-o indefinido ou numericamente instável e que muitas vezes falha na intuição econômica.

Assim, a estimação do EAD incluindo o FCC observado por meio do acompanhamento das exposições das operações, considerando períodos de agravamento do cenário econômico, é suficiente para controlar a exposição ao risco, evidenciando que a EAD apresenta característica contracíclica, justamente por ser o parâmetro dentre os utilizados para apuração da Perda Esperada, em que a instituição financeira credora tem mais autonomia para atuar diante de uma percepção de aumento de risco nas carteiras de crédito.

Portanto, o modelo poderia fornecer um mecanismo simples para identificar grupos de risco mais suscetíveis à ocorrência de grandes exposições no momento do descumprimento em operações da carteira do segmento de Varejo, possibilitando a adoção de estratégias preventivas para mitigar o risco de crédito na concessão dessas operações além de oferecer suporte às ações de gestão realizadas pelas instituições financeiras para redução das exposições com clientes potencialmente arriscados, verificando-se a própria classificação de risco atribuída pela instituição.

2 Dados

Para aplicação deste estudo serão analisados dados de uma operação de crédito para capital de giro com taxa de juros prefixada e sem vinculação de garantias reais, concedidas a micro e pequenas empresas do segmento Varejo, porte de faturamento bruto anual de até 50 milhões de reais, na forma de limite de crédito não cancelável incondicional e unilateralmente pela instituição financeira credora. Desse modo, é possível estimar o parâmetro EAD considerando a presença do FCC, dado que há possibilidade de o devedor acessar valores adicionais do limite disponibilizado após a operação contratada ser caracterizada como ativo problemático, nos termos da regulamentação vigente.

O período utilizado para o estudo está compreendido entre janeiro de 2017 a dezembro de 2021, perfazendo o histórico de 5 anos definido como um dos requisitos para estimação do parâmetro EAD, conforme Circular BACEN nº 3.648/13, incluindo um período em que se pode trabalhar com dados obtidos em um cenário agravado, evitando-se que os efeitos contracíclicos da EAD possam gerar previsões subestimadas.

No Brasil, o Instituto Brasileiro de Economia (IBRE) da Fundação Getúlio Vargas (FGV) criou, em 2009, o Comitê de Datação de Ciclos Econômicos (CODACE) para estudar os ciclos econômicos brasileiros. O CODACE, reunido em 26 de junho de 2020, identificou a ocorrência de um pico no ciclo de negócios brasileiro no quarto trimestre de 2019, que representa o fim de uma expansão econômica que durou 12 trimestres — entre o primeiro trimestre de 2017 e o quarto de 2019 — e sinaliza a entrada do país em uma recessão a partir do primeiro trimestre de 2020, que ainda é percebido no momento.

O conceito de descumprimento que será adotado neste trabalho, baseia-se na definição de Ativos Problemáticos constante no Art. 24 da Resolução CMN 4.557 de 23 de fevereiro de 2017, que compreende as seguintes situações: I – a respectiva obrigação está em atraso há mais de noventa dias; II – há indicativos de que a respectiva obrigação não será integralmente honrada sem que seja necessário recurso a garantias ou a colaterais.

Com base na definição de descumprimento acima estabelecida, durante o período selecionado serão marcados os contratos que apresentarem ao menos uma das situações que o caracterizam como ativo problemático e para fins de estimação do EAD, será verificada em uma janela de 12 meses anteriores ao descumprimento qual era o montante de exposição observado em cada um dos meses que compõem a janela de estudo, de modo que cada operação terá E_i , $i= 1, \dots, 12$ observações que serão utilizadas para a realização das estimativas.

Consoante (VALVONIS, 2008), alterações de limites nos contratos ocorridos no período de observação da janela de 12 meses, como aumento ou redução serão tratadas

como uma nova operação.

O período escolhido para definição da data de referência tem por objetivo alinhar-se ao horizonte de predição da Probabilidade de Descumprimento – PD que é estimada para 12 meses, permitindo utilizar-se da classificação de risco que são comuns aos dois parâmetros. Dessa forma, é possível utilizar a própria classificação de risco atribuída pela instituição financeira aos clientes da operação de crédito objeto do estudo, atendendo ao requisito do Art. 85 da Circular BACEN nº 3.648/2013 que determina que para fins de estimação interna do valor do parâmetro EAD, a estimação deve ser individualizada, por meio da média ponderada de longo prazo dos valores das exposições no momento em que é verificado o descumprimento, apurados para conjuntos de exposições e tomadores ou contrapartes similares, considerando um período de tempo suficientemente longo.

Com base na marcação de descumprimento no período de estudo, os contratos foram agrupados de acordo com a classificação de risco atribuída no momento do descumprimento, que segue as determinações da Resolução CMN nº 2.682 de 21 de dezembro de 1999, que dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Com base no trabalho de (VALVONIS, 2008) de que no contexto do gerenciamento de risco os credores tendem a diminuir os limites para devedores mais arriscados, utilizou-se no estudo as operações classificadas pela Instituição Financeira com rating “E”, “F”, “G” ou “H”, que representam as de maior probabilidade de descumprimento em um período de 12 meses.

3 Metodologia

Um conceito importante para a estimativa do capital requerido para risco de crédito é o de perda esperada (EL) que, de forma simplificada, é calculada pela multiplicação da PD pela LGD e para obter o valor monetário da perda esperada basta multiplicar a EL pela EAD.

O foco deste trabalho está em estimar o parâmetro EAD, incluindo operações fora do balanço, portanto, utilizará como base a definição da Circular BCB 3.648/13, capítulo IV, que trata da estimativa desse parâmetro e traz uma série de disposições e requisitos sobre ele, dentre os quais determina a necessidade de que o valor do parâmetro EAD associado a exposições contingentes seja obtido mediante a multiplicação do valor contratado e não utilizado pelo correspondente FCC.

Existem basicamente duas maneiras de se utilizar o fator de conversão de crédito para tratar a estimação da EAD de uma operação ativa f não registrada em balanço:

- A primeira seria considerar que a $EAD_{(f)}$ pode ser estimada através de um fator de conversão $FCC_{(f)}$ que multiplicaria o limite total $L_{(f)}$:

$$EAD_{(f)} = FCC_{(f)} * L_{(f)} \text{ [1].}$$

- A segunda seria considerar que a $EAD_{(f)}$ pode ser estimada como sendo a soma do valor exposto com o produto entre um fator de conversão $FCC_{(f)}$ e o limite disponível e não utilizado $LN_{(f)}$:

$$EAD_{(f)} = E_{(f)} + FCC_{(f)} * LN_{(f)} \text{ [2].}$$

Portanto, entende-se que a estimação da $EAD_{(f)}$ se resume basicamente à estimação dos fatores de conversão $FCC_{(f)}$, independente se serão enxergados como em [1] ou em [2]. Entretanto, existe na literatura apontamentos sobre quais as vantagens e desvantagens de cada uma das duas interpretações da EAD.

(MORAL, 2006) apresenta as seguintes possibilidades para estimação do parâmetro EAD:

- $EAD = FCC * Limite$, neste caso a EAD depende de um fator de conversão aplicado sobre todo o limite contratado.

- $EAD = Exposição utilizada + LEQ * Limite não utilizado$, neste caso deve-se estimar o fator LEQ aplicado sobre o valor do limite não utilizado.

Nas duas abordagens acima o cálculo da EAD resume-se à estimação de um parâmetro de conversão de crédito, seja sobre o valor total do limite, primeira abordagem, ou apenas sobre o valor do limite ainda não utilizado, segunda abordagem.

Segundo (MORAL, 2006) a mensuração do parâmetro observado LEQ pode apresentar problemas quando o valor não utilizado for muito pequeno ou igual a zero, pois resultaria em um valor de LEQ não muito bem definido.

Entretanto a Circular BCB 3.648/13 esclarece que para exposições contingentes o valor do parâmetro EAD é obtido mediante a multiplicação do valor contratado e não utilizado pelo correspondente FCC, logo se entende que deverá ser utilizada a segunda abordagem para apuração da EAD e essa será a definição adotada neste trabalho.

Além de entender as duas maneiras de enxergar o fator de conversão FCC é necessário entender que, para realizar a estimativa da EAD, é necessário que se utilizem informações das operações f obtidas em determinadas datas de referência tr anteriores à data do descumprimento. Afinal, o que se deseja com um modelo de estimação da EAD é avaliar as operações ativas na carteira hoje estimando seu descumprimento em um tempo futuro.

Portanto, não faz sentido analisarmos o FCC com base na própria data de descumprimento, mas o que interessa é analisar o incremento do valor da exposição ao longo do tempo até a data de descumprimento, incluindo a possibilidade de desembolsos após o descumprimento devido às taxas, encargos e demais obrigações assumidas pelo tomador, que podem ser descontadas do limite contratado, sem que a instituição credora possa cancelá-lo unilateralmente.

De acordo com (VALVONIS, 2008), o FCC calculado pode ser diferente de acordo com a data de referência utilizada no cálculo. Portanto é de fundamental importância estabelecer um procedimento adequado para selecionar essa data de referência. (MORAL, 2006) apresenta três maneiras diferentes de selecionar a data de referência tr para o cálculo da EAD, que serão apresentadas a seguir.

MÉTODO DO HORIZONTE FIXO

Nessa metodologia seleciona-se um horizonte de tempo T , normalmente de um ano, e em seguida, para cada operação que entra em descumprimento em uma data de descumprimento td , usa-se como data de referência $tr = td - T$. A figura 1 ilustra melhor o procedimento.

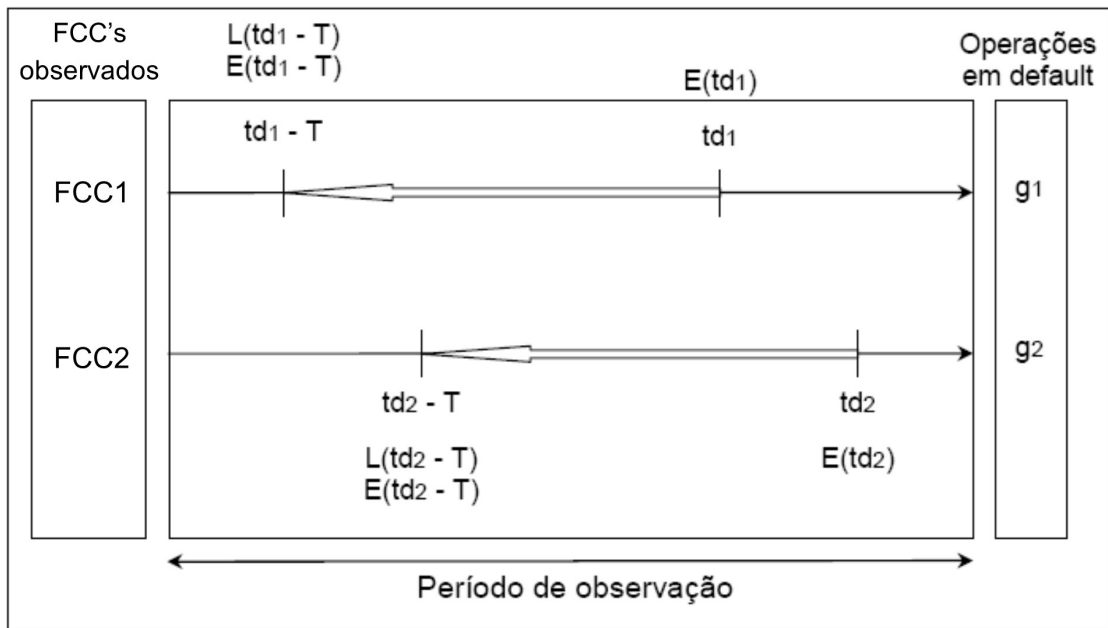


Figura 1 – Fatores FCC observados pelo método do horizonte fixo

Essa metodologia possui as seguintes vantagens em relação às demais:

- Existe boa dispersão entre as datas de referência.
- Maior homogeneidade dos fatores FCC calculados em consequência do uso de um horizonte comum para todas as operações, neste caso T .

Por outro lado, o método apresenta as seguintes desvantagens:

- Não é possível trabalhar com as operações cuja maturidade na data de descumprimento seja inferior ao horizonte T utilizado;
- Não retrata a realidade como esperado, pois, ao estimar a EAD para exposições de uma carteira, espera-se que os descumprimentos não ocorram somente no fim do horizonte de 12 meses de previsão, mas ao longo desses 12 meses.

MÉTODO DE CORTES

Nesta abordagem divide-se primeiramente o período de observação em janelas de tempo fixas, geralmente de um ano, chamadas de cortes. Cada operação é agrupada no corte que contém suas respectivas datas de descumprimento. Para calcular um fator observado associado a cada operação, utiliza-se como data de referência o início da janela de tempo para o qual está associada a operação $t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_n$, como exemplificado na figura 2.

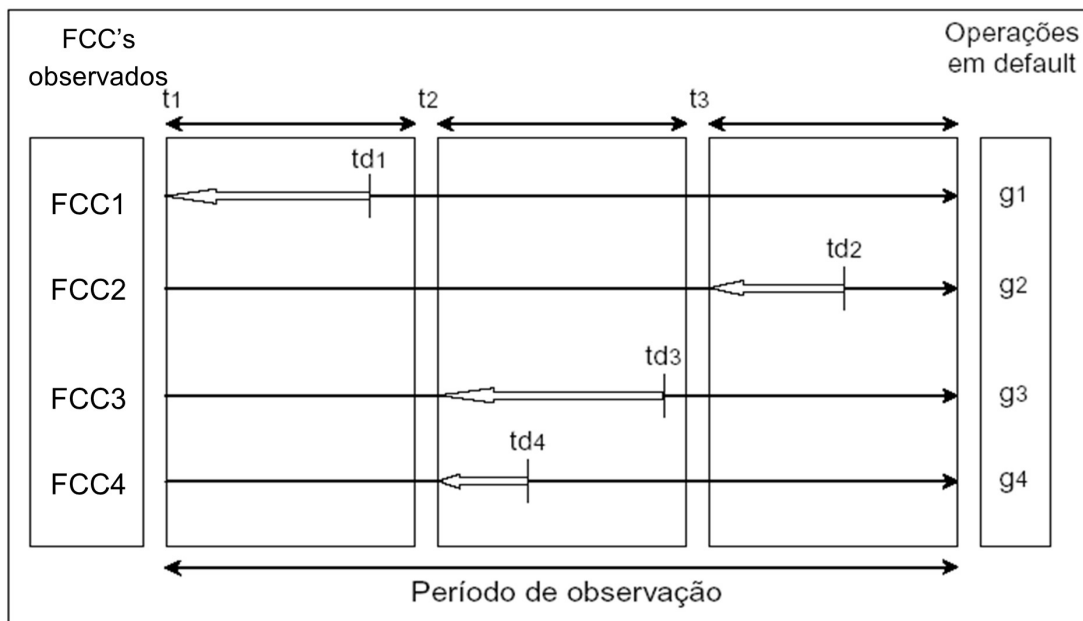


Figura 2 – Fatores FCC observados pelo método de cortes

As principais desvantagens deste método são:

- As datas de referência não são dispersas ao longo do horizonte de tempo analisado;
- Os fatores FCC_i observados são menos homogêneos que os que seriam obtidos utilizando o método de horizonte fixo. A principal vantagem desse método é:

- Considera a possibilidade de que as exposições entrem em descumprimento em qualquer momento durante o ano em questão, retratando melhor o comportamento que se espera observar em uma carteira.

MÉTODO DE HORIZONTE VARIÁVEL

Primeiramente é fixado um intervalo para o horizonte em que se quer calcular os fatores FCC_i (normalmente de 1 ano). Depois, para cada operação que entra em descumprimento, são calculados os fatores FCC_i observados associados a um conjunto de datas de referência anteriores ao descumprimento.

Neste método, leva-se em consideração um conjunto amplo de possíveis intervalos de descumprimento quando se vai estimar o FCC. Desse modo pode-se associar até 12 fatores FCC_i observados a cada operação que entra em descumprimento, conforme a figura 3.

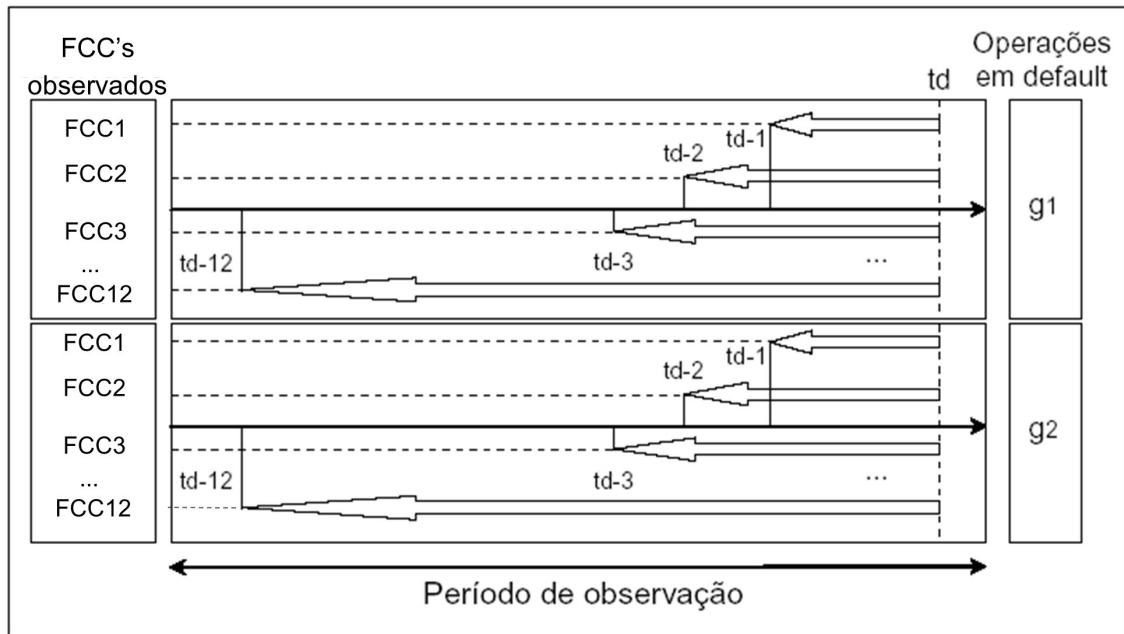


Figura 3 – Fatores FCC observados pelo método horizonte variável

No entanto os fatores FCC_i estimados por esse método são claramente não homogêneos, já que alguns desses valores foram calculados utilizando observações muito próximas da data de descumprimento ($i = g, td - 1$) e outros estão baseadas nas observações de um ano antes do descumprimento ($i = g, td - 12$).

Mas, de acordo com (MORAL, 2006), essa falta de homogeneidade seria mais problemática apenas nas operações para as quais a instituição financeira tem a política de acompanhar e fazer algum tipo de marcação apontando uma situação de anormalidade. Essa marcação poderia acontecer porque quando algumas operações atingem determinada quantidade de dias de atraso, mesmo que essa quantidade seja inferior à quantidade de dias estabelecida pelo órgão controlador como critério de descumprimento, a instituição pode atuar, à critério de suas políticas internas de gestão de risco, de modo a impedir retiradas adicionais de crédito. Nesses casos só deve ser realizado o cálculo dos fatores FCC associados às datas de referência anteriores à referida marcação.

As principais vantagens desse método são:

- Apresenta boa dispersão em relação as datas de referência;
- Leva em consideração um número maior de observações, portanto acredita-se que os procedimentos de estimação baseados neste enfoque possam produzir estimadores mais estáveis e mais precisos, desde que observada a possibilidade de que a instituição atue, como mencionado no parágrafo anterior, de modo a impedir novas retiradas de crédito.

A grande desvantagem do método seria que:

- Exige que a instituição financeira armazene maior quantidade de informações.

Independentemente do método utilizado para apuração do FCC observado, para os contratos que já apresentaram descumprimento podem ocorrer valores menores que zero ou maiores que um. Esses casos necessitam de tratamento especial para que não afetem a estimativa de FCC do produto ou grupo analisado, já que em geral estima-se um FCC único para determinado grupo a partir da média dos FCCs individuais que compõem o grupo.

Ocorre quando a exposição no momento do descumprimento é menor que a exposição no momento da apuração do parâmetro. Segundo (MORAL, 2006) isso ocorre com maior frequência quando a diferença entre o momento da estimação e o momento do descumprimento é grande, e sugere como possíveis formas de tratar esses casos a censura ou truncamento das observações.

A censura consiste em utilizar para o FCC o maior valor entre zero e o FCC observado no período i ou ainda para a EAD o maior valor entre a EAD e a exposição no momento da apuração do parâmetro. Isto traria um viés conservador à estimativa do FCC.

O truncamento é a eliminação das observações cujo FCC seja negativo, o que não seria aconselhável, pois despreza informações do banco de dados disponível. Pode-se ainda manter tais observações da forma que são apuradas, mas com o devido cuidado para não distorcer o valor da média do FCC do grupo. Pode ocorrer quando, por exemplo, há um aumento do limite após o momento de apuração do parâmetro ou quando há encargos contratuais e juros que fazem com que o valor da EAD seja maior que o limite disponível.

Segundo (VALVONIS, 2008) quando há uma alteração de limite do contrato antes do atingimento do descumprimento, deve-se considerá-lo como um novo contrato. O primeiro contrato deve ser considerado como não descumprido e o segundo como descumprido considerando o novo limite atribuído. Já o caso em que o FCC é maior que um em função da incorporação de encargos e juros deve ser analisado com maior detalhamento pela instituição financeira para avaliar o motivo de tal distorção.

Para contratos que não apresentaram descumprimento é possível atribuir uma estimativa de FCC baseada nos FCCs observados dos contratos que já apresentaram descumprimento.

Com base na marcação de descumprimento no período de estudo definido no capítulo Dados, os contratos foram agrupados de acordo com a classificação de risco atribuída no momento do descumprimento, que segue as determinações da Resolução CMN nº 2.682 de 21 de dezembro de 1999, que dispõe sobre critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa.

A base de dados utilizada no estudo contém 225.870 registros observados na posição de referência dezembro de 2021.

Durante a vigência do contrato de crédito rotativo é prática das instituições financeiras gerenciar o limite de crédito disponibilizado a seus clientes, com base na capacidade de utilização do crédito e expectativa de retorno do valor utilizado, mediante pagamento de uma taxa de juros sobre esse valor, a fim de cobrir os custos e riscos da operação. Assim, é razoável supor que a disponibilização do limite de crédito rotativo seja variável no decorrer desse tempo, visando aferir o retorno máximo esperado para a operação. Como essas condições podem se alterar durante a vigência da operação por diversos motivos, muitos dos quais não são de controle do credor, para cálculo do FCC observado considerou-se a evolução histórica do consumo do limite de crédito disponível, fixando-se o período de 1 ano antes do contrato ser caracterizado como ativo problemático para se obter os valores utilizados na estimativa do FCC, conforme ilustrado na figura 4.

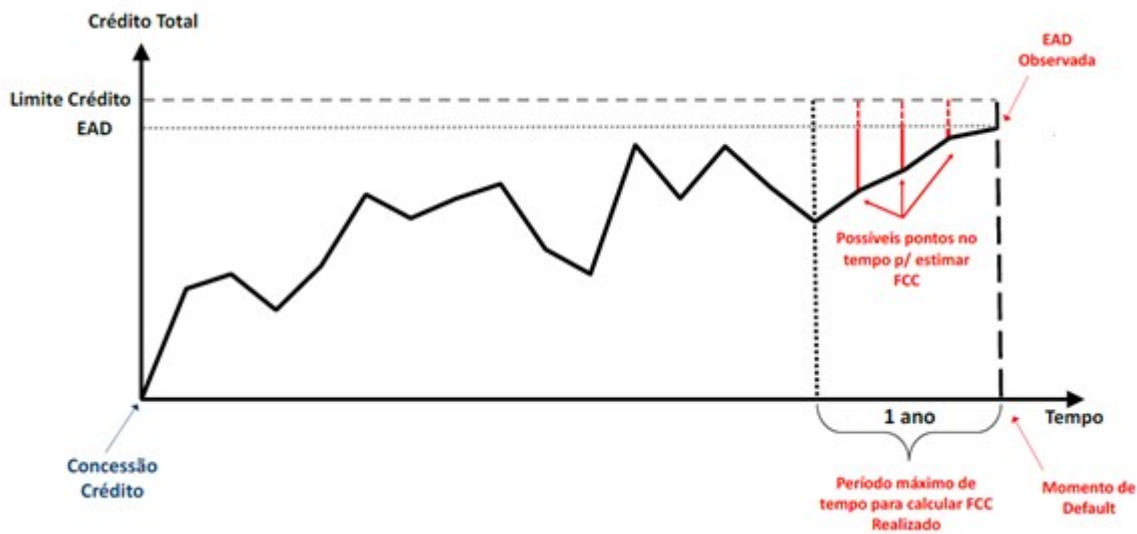


Figura 4 – Evolução da exposição de uma operação de crédito ao longo do tempo

Para tanto, adota-se como premissa que durante esse período o limite de crédito total disponível ao tomador não será alterado e a instituição financeira não poderá cancelar tal limite. Dessa forma, caso tenham sido observadas alterações nos limites dos contratos estudados, esses foram considerados como um novo contrato para fins de cálculo do FCC realizado e entende-se que tal tratamento não trará viés para as estimativas, dado que a abordagem utilizada nesse trabalho não introduz estimativas do FCC por meio de modelagem preditiva com uso de covariáveis que caracterizam o devedor e a operação.

Considerando a dinâmica de uma carteira de crédito em que os contratos apresentam diversas datas de concessão e momentos diferentes em que serão caracterizados como ativos problemáticos pela instituição credora, adotou-se o método do horizonte variável com janela de 1 ano antes da marcação de ativo problemático, perfazendo 12 observações de FCC para cada contrato uma vez que são utilizados dados mensais, para realizar a estimação do FCC incluindo o período subsequente à marcação do ativo problemático. Dessa forma, considerando que:

- t = meses subsequentes ao mês de default;
- t_d = mês de default;
- t_r = mês de referência ($t_d - j$);
- j = período histórico, $j = 1, 2, 3, \dots, 12$ meses antes de t_d , pode-se obter o FCC observado em cada mês da janela definida antes da caracterização do contrato como ativo problemático da seguinte forma:

$$FCC_{(t_r)} = (exp(t_d) - e_{(t_r)}) / (1 - e_{(t_r)}),$$

$$exp(t_d) = EAD(t_d) / L_{(t_d)},$$

$$e_{(tr)} = E_{(tr)}/L_{(tr)}.$$

- Onde:
- $FCC_{(tr)}$ → Fator de Conversão de Crédito no mês de referência tr;
- $exp_{(td)}$ → Exposição percentual no mês de default td;
- $e_{(tr)}$ → Exposição percentual no mês de referência tr;
- $EAD_{(td)}$ → Valor da Exposição no mês de default td;
- $L_{(td)}$ → Limite total disponível no mês de default td;
- $E_{(tr)}$ → Valor da Exposição no mês de referência tr;
- $L_{(tr)}$ → Valor do Limite total disponível no mês de referência tr;
- $1 - e_{(tr)}$ → Percentual do Limite de Crédito não utilizado no mês de referência

tr.

Desse modo, para o período definido obtém-se 12 fatores $FCC_{(tr)}$ observados para cada operação de crédito rotativo que foi marcada como ativo problemático no mês t_d definido para cálculo do FCC.

Na sequência, estima-se o FCC por contrato com base na média ponderada dos 12 fatores observados no passo anterior pelo peso amostral, obtido por meio de $w_{(tr)} = (1 - e_{(tr)})^2$ conforme parâmetros relacionados a seguir:

- FCC_{est} → Fator de Conversão de Crédito estimado;
- $FCC_{(tr)}$ → Fator de Conversão de Crédito no mês de referência tr;
- $w_{(tr)}$ → Peso amostral no mês de referência tr;
- $e_{(tr)}$ → Exposição percentual no mês de referência tr;
- $1 - e_{(tr)}$ → Percentual do Limite de Crédito não utilizado no mês de referência

tr.

j = período histórico, $j = 1, 2, 3, \dots, 12$ meses antes de td.

Com base nas definições do tópico anterior, dada a possibilidade de consumo do limite disponível após a caracterização do contrato como ativo problemático, para o cálculo da EAD das operações de crédito rotativo deverá ser considerado que além da exposição já tomada, parte ou o total do limite disponível pode ser consumido pelo tomador em função de obrigações assumidas da operação, tal como a incidência de encargos, juros, tarifas etc., de modo que é necessário observar as seguintes condições:

- Se $0 < exp_{(td)} < 1$:

$$EAD_{(t)} = E_{(t)} + (L_{(t)} - E_{(t)}) * FCC_{est}$$

$$exp_{(t)} = e_{(t)} + (1 - e_{(t)}) * FCC_{est}$$

- Se $exp_{(td)} = 0$:

$$EAD_{(t)} = (L_{(t)} - E_{(t)}) * FCC_{est}$$

$$exp_{(t)} = (1 - e_{(t)}) * FCC_{est}$$

- Se $e_{(t)} > 1$:

$$EAD_{(t)} = E_{(t)}$$

$$exp_{(t)} = e_{(t)}$$

- Onde:

- $EAD_{(t)}$ → Valor da Exposição Observada com FCC Estimado no mês t;
- $exp_{(t)}$ → Exposição Percentual Observada com FCC Estimado no mês t;
- $exp_{(td)}$ → Exposição Percentual no mês de default td;
- $E_{(t)}$ → Valor da Exposição no mês t;
- $e_{(t)}$ → Exposição percentual no mês t;
- $L_{(t)}$ → Valor do Limite total disponível no mês t;
- $L_{(t)} - E_{(t)}$ → Valor do Limite de crédito não utilizado no mês t.

Ressalta-se que quando a proporção percentual do valor de exposição $E_{(t)}$ em relação ao valor contratado $L_{(t)}$ for maior ou igual a um ($e_{(t)} \geq 1$), indica que o valor da exposição no momento do default $EAD_{(t)}$ ultrapassou o Limite disponível $L_{(t)}$ e, portanto, não há incidência do FCC por não haver limite não utilizado, ou seja, $[(L_{(t)}) - E_{(t)}] \leq 0$.

Após tratamentos aplicados nas informações dos contratos, a base de dados utilizada no estudo contém as variáveis descritas na tabela 1.

Variável	Descrição
id	Código do contrato de crédito
iCodigoOperacao	Código da operação de crédito
iAnoMesBase	Ano e mês de observação das informações
iCodigoTipoPessoa	Tipo de Pessoa (1 = Física ou 2 = Jurídica)
dDataConcessao	Data de concessão do contrato
iNumeroDiasAtraso	Dias de atraso na data de referência
vRating	Rating Resolução CMN 2682/99
decValorExposicao	Valor da exposição na data de referência
decValorContratado	Valor do limite de crédito contratado
decEADTD	EAD Observada em relação ao Valor Contratado
decFCCObsMedia	FCC Observado calculado em média ponderada
decINDEADObsFCC	EAD Observada com FCC em relação ao Valor Contratado
decValorEADObsFCC	EAD Observada com FCC
E01 a E12	Exposição sobre Valor Contratado 12 meses antes do default
FCC01 a FCC12	FCC Observado nos 12 meses antes do default
W01 a W12	Peso amostral nos 12 meses antes do default
dDataRegistro	Data em que o registro foi inserido na base

Tabela 1 – Descrição das informações da base de dados estudada.

Para realizar a estimação da EAD, levou-se em consideração que a evolução da exposição em relação ao limite de crédito contratado, no período de 12 meses anteriores à marcação do contrato como ativo problemático era suficiente para explicar o quanto desse limite seria tomado após o default. Para testar essa hipótese, utilizou-se a Árvore de Regressão, por meio da qual foram estimadas regressões lineares com o objetivo de prever o quanto da proporção da EAD em relação ao valor contratado era explicada pela proporção da exposição observada em quaisquer desses 12 meses, com base no coeficiente de determinação.

As árvores de regressão pertencem à família do algoritmo CART – Classification and Regression Trees, com uma metodologia que trabalha com previsão da variável resposta Y , representada por meio de um escalar, obtido a partir de covariáveis X_1, \dots, X_n que buscam explicar a resposta, por isso também são chamadas variáveis explicativas, com base em um modelo de regressão linear que, segundo (RUSSEL S.J.; NORVIG, 2003), representa uma das formas mais simples e bem-sucedidas de algoritmos de aprendizagem. Tais algoritmos fornecem uma ferramenta para auxílio à tomada de decisão cuja estrutura treinada pode revelar um conjunto de regras interpretáveis e cujos resultados apresentam estimativas com boa precisão.

A Árvore de Regressão consiste na construção de uma árvore a partir de divisões sucessivas de um conjunto em dois segmentos chamados nós, homogêneos, tendo como referência uma variável a ser explicada com base nas informações de n variáveis X_1, \dots, X_n . A árvore resultante é uma árvore invertida, dado que a raiz é localizada no topo e contém a

amostra total que será particionada em segmentos intermédios, chamados nós intermédios, ou em segmentos terminais, ou nós terminais. Os nós terminais formam a partição final do conjunto em classes homogêneas e distintas relativamente à variável Y , que quando é de natureza quantitativa denomina-se Árvore de Regressão, ao passo que quando é qualitativa denomina-se Árvore de Classificação.

O método CART parte da construção da árvore máxima, usando a divisão binária de forma recursiva dos seus nós. A atribuição de uma classe a cada nó ocorre independente do nó ser dividido posteriormente. A próxima etapa consiste em determinar o ponto de parada da construção da árvore, momento em que a árvore está no seu tamanho máximo e, provavelmente, possui uma quantidade exagerada de informações contidas no conjunto de treino. Na etapa subsequente é necessário realizar o que se convencionou chamar de poda da árvore, que é um procedimento realizado para gerar uma sequência de árvores menores e mais simples, por meio da remoção de nós com menor relevância. A última etapa consiste em selecionar a árvore ideal do conjunto de sequência de árvores podadas.

O processo de treino de uma Árvore de Regressão baseia-se num algoritmo de partição do conjunto de treino que subdivide cada nó da árvore em dois subconjuntos disjuntos, tratando-se, então, de uma árvore binária. A divisão em dois novos nós utiliza o erro quadrático médio MSE como critério de minimização da variação do valor dos exemplos de treino contidos em cada subconjunto. As árvores de regressão utilizam como função de previsão para cada nó o valor médio de Y que minimiza o erro quadrático médio.

Neste trabalho, a variável Y corresponde à variável `decINDEADObsFCC`, que representa a Proporção da EAD Observada com FCC em relação ao Valor Contratado e as variáveis explicativas X_1, \dots, X_n são representadas pelas variáveis E01 a E12, que representam a proporção da Exposição Observada em relação ao Valor Contratado nos 12 meses anteriores do descumprimento.

4 Resultados

Para o treino da árvore de decisão elaborada nesse trabalho, utilizou-se o Python por meio do Jupyter Notebook 6.4.5.

De posse dos dados observados, a base foi dividida em 70 por cento para treinamento e 30 por cento para teste, e inicialmente não foi aplicado critério algum de poda, resultando em uma árvore com vários nós terminais e com pouca representatividade de registros, prejudicando a qualidade das estimativas, dado que o coeficiente de determinação ficou baixo.

Para corrigir essa questão, aplicou-se como critério para restrição ao crescimento da árvore que o número mínimo de registros nas folhas (nós) resultantes deveriam ser iguais ou maiores que 100. Esse critério foi capaz de melhorar a capacidade de predição da árvore resultante, contudo ela apresentou uma quantidade elevada de nós terminais, o que era esperado dado que a única restrição adotada foi a quantidade mínima de registros em cada nó, e essa quantidade era pequena em comparação com a quantidade total de dados utilizados no treinamento.

Na sequência, dado que a árvore resultante apresentou uma quantidade elevada de nós terminais, que dificultaria a interpretação das variáveis para fins de predição, mas por outro lado tenha alcançado um alto coeficiente de determinação, possibilitou que fossem aplicados os critérios de restrição quanto à profundidade máxima da árvore em 3, que resultou em uma quantidade suficiente de dados em cada nó terminal e uma pequena queda no valor do coeficiente de determinação que ainda se manteve alto, acima de 0,95.

Assim, obteve-se a árvore apresentada na figura a seguir em cujos nós terminais temos os valores estimados da EAD, considerando os percentuais de exposição observados nos respectivos meses identificados pela árvore de regressão:

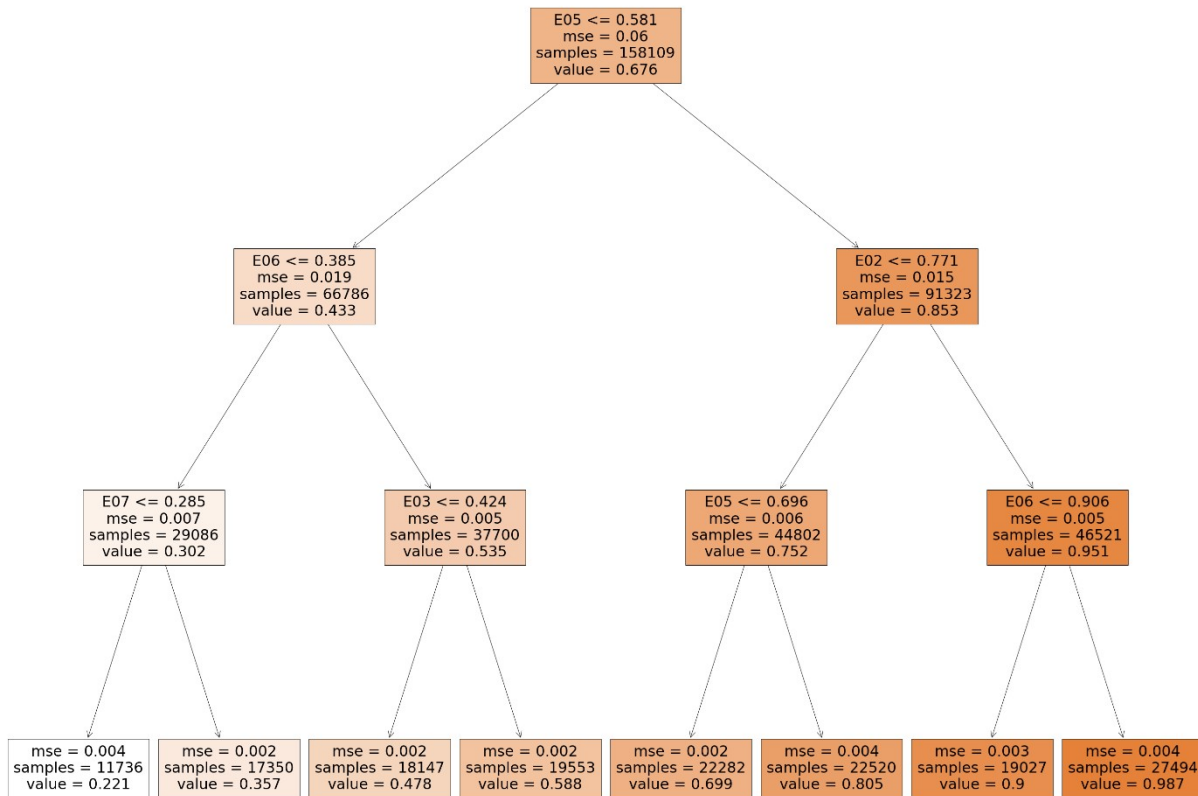


Figura 5 – Árvore de decisão com grau de profundidade 3, operação capital de giro

A árvore resultante possui 3 níveis e 8 nós terminais, o que a caracteriza como de baixa complexidade de interpretação. O nó inicial contém a “raiz” da árvore representada pela condição $E05 \leq 0,581$ e é possível estabelecer associações entre a variável explicada, Proporção da EAD Observada com FCC em relação ao Valor Contratado, e as variáveis explicativas, proporção da Exposição Observada em relação ao Valor Contratado nos 12 meses anteriores do descumprimento, por meio de sentenças lógicas resultantes dos caminhos da árvore da figura 5.

Considerando os resultados dos 8 nós terminais, partindo do que está na extrema esquerda até o da extrema direita, pode-se descrever as seguintes associações:

Associação 1: Se $(E05 \leq 0,581$ e $E06 \leq 0,385$ e $E07 \leq 0,285)$ então a melhor estimativa para a proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado é 0,221.

Associação 2: Se $(E05 \leq 0,581$ e $E06 \leq 0,385$ e $E07 > 0,285)$ então a melhor estimativa para a proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado é 0,357.

Associação 3: Se $(E05 \leq 0,581$ e $E06 > 0,385$ e $E03 \leq 0,424)$ então a melhor estimativa para a proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado é 0,478.

Associação 4: Se ($E05 \leq 0,581$ e $0,385 \leq E06 \leq 0,906$ e $E03 > 0,424$) então a melhor estimativa para a proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado é 0,558.

Associação 5: Se ($0,581 \leq E05 \leq 0,696$ e $E02 \leq 0,771$) então a melhor estimativa para a proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado é 0,699.

Associação 6: Se ($E05 > 0,696$ e $E02 \leq 0,771$) então a melhor estimativa para a proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado é 0,805.

Associação 7: Se ($E05 > 0,696$ e $E02 > 0,771$ e $0,385 \leq E06 \leq 0,906$) então a melhor estimativa para a proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado é 0,90.

Associação 8: Se ($E05 > 0,696$ e $E02 > 0,771$ e $E06 > 0,906$) então a melhor estimativa para a proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado é 0,987.

Dessa maneira o monitoramento da proporção da exposição observada nos meses selecionados nas associações é suficiente para a obtenção da estimativa da proporção da EAD Observada em relação ao Valor Contratado.

Realizou-se o mesmo procedimento anteriormente descrito para outra operação com características similares no tocante ao público de micro e pequenas empresas e concedida nas condições de limite de crédito não cancelável incondicional e unilateralmente pela instituição financeira credora, com a diferença de que nesse caso há uma quantidade de registros bem menor em comparação com a operação estudada anteriormente. O objetivo foi verificar se a adoção dos mesmos parâmetros utilizados para uma amostra maior influenciaria significativamente os resultados obtidos com a técnica aplicada. Para esse caso, tem-se disponível 36.243 registros, que após a aplicação dos critérios de restrição do crescimento, resultou na árvore apresentada na figura 6.

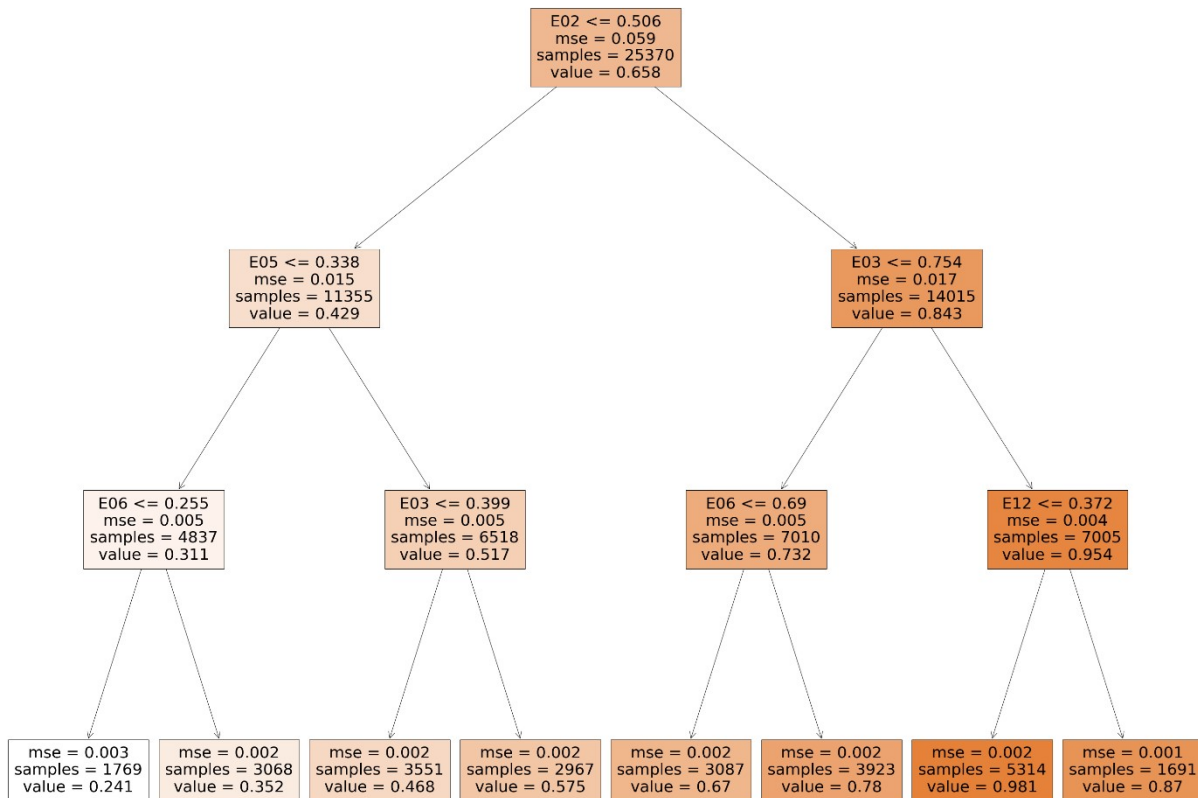


Figura 6 – Árvore de decisão com grau de profundidade 3, operação sem destinação específica

Nesse caso, embora a quantidade de registros tenha sido menor que da operação anterior, a árvore resultante obteve um coeficiente de determinação de aproximadamente 0,97, não tendo a redução da quantidade de registros influenciado a redução do indicador de medição da capacidade de explicação do modelo.

5 Conclusões

O trabalho teve por objetivo estimar a EAD por meio de modelo descritivo sem a necessidade de desenvolver uma abordagem específica de modelagem preditiva para o FCC, dadas as dificuldades em se alcançar resultados coerentes, estáveis e economicamente justificáveis, devido às características peculiares desse parâmetro.

Em contrapartida, foi proposta uma estimação do EAD considerando a incorporação do FCC observado às exposições perante à instituição financeira credora e acompanhamento da evolução dessas exposições no período anterior ao default, como meio de se obter um modelo capaz de prever com estabilidade e boa capacidade de previsão o quanto devedores que apresentam deterioração da sua capacidade de pagamento estarão expostos no momento do descumprimento de suas obrigações assumidas perante o credor, em operações de crédito ao segmento Varejo PJ.

Assim, o modelo permite que seja feito um monitoramento e que sejam tomadas ações preventivas junto aos devedores para adequação de créditos disponibilizados, incluindo a repactuação de tais operações ou renegociação das condições contratadas, visando contribuir para a retomada do fluxo de pagamentos e com isso evitar a ocorrência do default ou minimizar a exposição que essa ocorrência poderia acarretar para ambos.

O coeficiente de determinação mostrou que as previsões obtidas com o modelo baseado no acompanhamento das exposições em um horizonte de 12 meses, fornecem uma resposta com bom poder de explicação, fora as variáveis explicativas que apresentam noção intuitiva e de fácil compreensão como instrumento para controlar a exposição ao risco, facilitando o gerenciamento de risco das instituições financeiras.

Embora tenham sido encontradas respostas satisfatórias com o método proposto, há oportunidade de aprimoramento do modelo com o uso de técnicas mais avançadas para construir árvores de regressão, que permitem lidar de forma mais eficiente com os problemas de overfitting e a escolha dos critérios de decisão que necessitam ser tomados, tais como tratamento de dados faltantes ou outliers, poda da árvore, validação cruzada, dentre outros que são frequentemente observados ao se utilizar essa técnica.

Referências

MORAL, G. Ead estimates for facilities with explicit limits. In: *The Basel II parameters: estimation, validation, and stress testing*. [S.l.]: Frankfurt: Springer, 2006. p. 197–242. Citado 4 vezes nas páginas 27, 28, 31 e 32.

RUSSEL S.J.; NORVIG, P. Artificial intelligence: A modern approach (2nd ed.). In: . [S.l.]: Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2003. Citado na página 37.

THACKHAM MARK; MA, J. Exposure at default without conversion factors — evidence from global credit data for large corporate revolving facilities. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, v. 182, n. 4, p. 1267–1286, 2019. Citado na página 24.

VALVONIS, V. Estimating ead for retail exposures for basel ii purposes. *Journal of Credit Risk*, v. 4, n. 1, p. 79–109, 2008. Citado 4 vezes nas páginas 25, 26, 28 e 32.