

ÁREA TEMÁTICA: FINANÇAS

**SECURITIZAÇÃO E RENEGOCIAÇÃO DE DÍVIDAS SUBNACIONAIS:
INSTRUMENTOS INOVADORES PARA A GESTÃO FISCAL NO BRASIL**

36º ENANGRAD

Securitização e Renegociação de Dívidas Subnacionais: Instrumentos Inovadores para a Gestão Fiscal no Brasil

Resumo: A pressão crescente sobre as finanças públicas brasileiras impulsiona a busca por alternativas que ampliem a liquidez dos entes federativos e reduzam a dependência de transferências federais. Nesse contexto, a securitização da dívida ativa emerge como instrumento chave para antecipar receitas, apesar dos riscos de crédito e governança. Este estudo propõe uma metodologia quantitativa integrando simulações de Monte Carlo com projeções ARIMA, para avaliar a atratividade e riscos dessas operações. Os resultados indicam que o valor presente dos recebíveis é sensível à qualidade de crédito (ratings A a E) e ao risco fiscal, com variações significativas. Conclui-se que abordagens robustas, alinhadas a práticas internacionais, são essenciais para decisões sustentáveis, maior transparência e consolidação da securitização na gestão pública brasileira.

Palavras-chave: dívida ativa, securitização pública, risco fiscal, avaliação quantitativa.

Abstract: Increasing pressure on Brazilian public finances drives the adoption of innovative tools to boost subnational liquidity and lessen reliance on federal transfers. Securitization of tax receivables stands out as a key mechanism for revenue anticipation, despite credit and governance risks. This study proposes a quantitative method integrating Monte Carlo simulations with ARIMA projections to evaluate operation attractiveness and risks. Results show the present value of securitized receivables is highly sensitive to credit quality (ratings A to E) and fiscal risk, varying significantly by category. It concludes that robust, internationally aligned approaches are vital for sustainable decisions, transparency, and securitization's role in public financial management.

Keywords: public debt, securitization, fiscal risk, quantitative evaluation

36° ENANGRAD

1. Introdução

A intensificação das restrições fiscais no Brasil impulsiona os entes subnacionais a buscar alternativas inovadoras para financiar políticas públicas e assegurar liquidez de curto prazo. Dentre elas, destaca-se a securitização da dívida ativa, que converte fluxos futuros de créditos tributários ou não tributários em receitas imediatas via emissão de títulos. Apesar do atrativo financeiro, o processo acarreta complexidade jurídica, risco de inadimplência e desafios de governança, demandando metodologias rigorosas de avaliação, como as simulações estocásticas propostas aqui.

No Brasil, a heterogeneidade dos devedores, a lentidão judicial e as restrições da Lei de Responsabilidade Fiscal demandam modelagens precisas para precificar recebíveis. A atribuição de ratings (A a E) aos fluxos securitizáveis e a análise de sensibilidade a variáveis macroeconômicas são cruciais para mitigar incertezas e guiar investidores e gestores.

Este artigo contribui ao propor uma abordagem quantitativa que integra simulações de Monte Carlo com projeções ARIMA, capturando variabilidade estocástica em inflação, juros, PIB e inadimplência para estimar distribuições do valor presente líquido. Assim, oferece análise realista dos riscos e atratividade da securitização, fomentando eficiência informacional e decisões fiscais.

A busca por transparência na gestão pública intensifica o interesse em securitização de recebíveis. No Brasil, essa prática destaca-se pela necessidade de liquidez imediata, apesar dos custos futuros. Contudo, avaliar o risco de crédito é desafiador devido à complexidade jurídica e heterogeneidade de devedores.

Nesse contexto, atribuir ratings (A a E) aos fluxos futuros de acordos judiciais ou administrativos requer critérios rigorosos para refletir inadimplência e capacidade de pagamento. O tempo até o recebimento, por exemplo, afeta diretamente o valor presente e a atratividade no mercado.

Em resumo, a securitização é alternativa chave para gestão fiscal subnacional, dependendo de modelagens robustas, marco jurídico e governança. Experiências internacionais fornecem parâmetros, mas o Brasil requer adaptações. Este estudo preenche lacuna ao propor modelo probabilístico integrado de risco e retorno, contribuindo ao debate acadêmico e decisões fiscais.

Este artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta a fundamentação teórica sobre rating de crédito e securitização de recebíveis; a seção 3 detalha a metodologia adotada, incluindo o código de simulações com ratings A a E e modelo multi-fator; a seção 4 discute os resultados encontrados; e a seção 5 apresenta as conclusões e contribuições do estudo.

2. Fundamentação Teórica

A literatura sobre risco de crédito e securitização de recebíveis integra análises quantitativas e qualitativas para avaliar capacidade de pagamento e precificar ativos, utilizando spreads empíricos para ratings A a E (Damodaran, 2012; 2025). Esses modelos ajustam volatilidade em Selic e PIB, influenciando o valor presente da dívida ativa no Brasil, onde a calibração do desconto no modelo multi-fator reflete o risco do ente federativo. Isso destaca a relevância das simulações Monte Carlo propostas para capturar incertezas.

No contexto público, como na Europa, mercados de securitização exibem fragilidade, dependendo de suporte infraestrutural de bancos centrais para resiliência pós-crise, o que pode gerar ilusão fiscal se não regulado adequadamente (Braun, 2018).

No Brasil, o ambiente macroeconômico influencia o valor presente da dívida ativa, exigindo calibração do desconto conforme o risco do ente federativo, para evitar alterações inapropriadas nos resultados fiscais (Castro e Afonso, 2018). Isso reforça a relevância de simulações Monte Carlo para capturar incertezas, como proposto neste estudo.

No Brasil, a Lei de Responsabilidade Fiscal (LRF) e a elevada judicialização da cobrança tributária dificultam a securitização. Estudos nacionais, como o de Pinheiro (2008) e Castro e Afonso (2018), destacam a relevância de variáveis como o tempo médio de cobrança judicial, o histórico de inadimplência do ente federativo e o grau de vinculação orçamentária, além da baixa recuperação de estoques de dívida ativa. Esses fatores influenciam a previsibilidade de fluxos e a precificação dos recebíveis, sendo fundamentais no modelo multi-fator proposto com spreads para ratings A a E. Apesar de datados em parte, esses trabalhos complementam-se com análises recentes sobre spreads, alertando para a fragilidade dos mercados públicos e a necessidade de iniciar o processo com regulação para evitar ilusão fiscal e alteração inapropriada da dívida pública.

Ademais, a literatura destaca a relevância de modelos quantitativos avançados para gerenciar incertezas em operações estruturadas, especialmente em mercados públicos frágeis dependentes de suporte central (Braun, 2018). Estudos recentes recomendam simulações estocásticas, como Monte Carlo, e modelos ARIMA para projetar cenários de Selic e PIB, avaliando sensibilidade ao valor presente líquido (Nourzad, Hunter & Szczesniak, 2020; Zhang, 2020; Liu et al., 2020). Essas abordagens, integradas ao modelo multi-fator com spreads, incorporam choques macroeconômicos e riscos fiscais, gerando distribuições probabilísticas, enquanto alertam para iniciar o processo em PPP públicos evitando impactos regulatórios como ilusão fiscal e endividamento oculto.

A eficiência informacional das operações de securitização é outro foco da literatura, destacando fragilidade regulatória pós-crise (Braun, 2018). Flynn, Ghent e Tchistyi (2020) indicam avanços em transparência via Dodd-Frank Act, embora assimetria informacional persista. No Brasil, a opacidade fiscal de entes subnacionais agrava isso, mitigada pela Lei Complementar 208/2024; experiências chinesas em PPP sugerem iniciar com padronização para evitar impactos como ilusão de divisas (Liu et al., 2020).

Portanto, esta fundamentação teórica repousa em três pilares: 1. Avaliação de risco de crédito – integrando aspectos financeiros, jurídicos e institucionais; 2. Modelagem quantitativa probabilística – capturando variabilidade estocástica e sensibilidade a choques macroeconômicos; 3. Transparência e governança – essenciais para mitigar fragilidade de mercados públicos e evitar impactos regulatórios indesejados, como ilusão fiscal. Essa base sustenta a metodologia, combinando Monte Carlo e ARIMA para avaliar retorno e riscos em cenários com ratings A a E, considerando lições de casos como China e Europa (Liu et al., 2020; Braun, 2018).

3. Metodologia

3.1 Desenho da pesquisa

Este estudo adota uma abordagem quantitativa aplicada para avaliar atratividade financeira e risco da securitização da dívida ativa subnacional brasileira. Integra projeções ARIMA para tendências macroeconômicas, simulações Monte Carlo para incerteza em volatilidade de PIB/Selic, e precificação via VPL/TIR adaptada ao setor público (Fabozzi & Kothari, 2008). O modelo probabilístico mensura médias, intervalos de confiança e estresse, alinhando-se a práticas internacionais (Nourzad et al., 2020), considerando fragilidade de mercados dependentes de suporte central (Braun, 2018) e mitigando riscos regulatórios como ilusão fiscal ou endividamento oculto (Castro & Afonso, 2018).

- **projeções macroeconômicas** derivadas de modelos de séries temporais (ARIMA), capazes de capturar tendências e variações esperadas em variáveis-chave da economia;
- **simulações de Monte Carlo**, destinadas a incorporar a incerteza e a volatilidade dessas variáveis nos fluxos de recebíveis;
- **precificação financeira** baseada em técnicas de valor presente líquido (VPL) e taxa interna de retorno (TIR), adaptadas ao contexto público.

O objetivo é construir um **modelo probabilístico** capaz de mensurar não apenas valores médios de atratividade, mas também intervalos de confiança, distribuições de risco e indicadores de estresse, alinhando-se às boas práticas internacionais de mensuração de risco em operações estruturadas.

3.2 Base de dados

A análise baseia-se em três conjuntos: Variáveis macroeconômicas (Selic, PIB) do Boletim Focus, com IPCA como constante; dados de dívida ativa (estoque consolidado, fluxo mensal, percentuais de negociação voluntária/judicial, processos, tempo médio) de relatórios fiscais e literatura (Castro & Afonso, 2018); parâmetros de risco com ratings A a E, calibrados por Moody's, Fitch e S&P, mitigando fragilidade de mercados.

Matematicamente,

A_m = Arrecadação mensal média

E = Estoque total de créditos elegíveis

p_{vol} = Percentual de negociação voluntária

p_{jud} = Percentual de negociação judicial

T = Tempo médio de realização dos créditos (anos)

r = Taxa de juros nominal (Selic projetada)

π = Inflação esperada (IPCA projetada)

g = Crescimento esperado do PIB

α = Fator de perda médio em processos judiciais

β = Fator de perda médio em negociação voluntária

O fluxo de caixa anual projetado (FC_t) é calculado por:

$$FC_t = A_m \times 12 \times [1 - (\alpha \cdot p_{jud} + \beta \cdot p_{vol})]$$

O horizonte de projeção é:

$$t = 1, 2, \dots, T$$

A taxa real de desconto (r_{real}) é obtida via a fórmula de Fisher ajustada:

$$r_{real} = \frac{1 + r + g}{1 + \pi} - 1$$

O valor presente líquido (VPL) dos recebíveis:

$$VPL = \sum_{t=1}^T \frac{FC_t}{(1 + r_{real})^t}$$

A Taxa Interna de Retorno (TIR):

$$0 = -I_0 + \sum_{t=1}^T \frac{FC_t}{(1 + TIR)^t}$$

onde:

I_0 = Investimento inicial ou valor ofertado ao ente público

Na análise de sensibilidade, variam-se os parâmetros-chave:

Inadimplência, r , π , g , p_{vol} , p_{jud} , α , β e avalia-se o impacto em VPL e TIR .

Essa abordagem permite precificar de forma técnica e transparente os ativos a serem securitizados, considerando risco, valor presente e atratividade da operação para ente público e investidores.

Base de Dados

Variável	Definição
arrec_mensal	Arrecadação mensal média ou fluxo mensal de depósitos de dívida(R\$ milhões)
estoque_divida	Valor total da dívida ativa/estoque da dívida (R\$ milhões)
negociacao (volunt/jud.)	% de estoque negociado voluntariamente e via judicialização
qtde_em_negoc	Quantidade de processos negociados
qtde_suprausa	Quantidade de situações de suspensão judicial
tempo_divida	Tempo médio de cobrança judicial em anos

3.3 Validação do Modelo

A validação do modelo foi realizada por meio de back-testing com dados históricos de securitização de dívida ativa (Castro & Afonso, 2018) e comparação com projeções do Boletim Focus de 2024-2025. Os VPL simulados foram ajustados por cenários de estresse (ex.: queda de 20% em PIB, aumento de 50% em judicialização), validando robustez contra fragilidades de mercado (Braun, 2018).

A calibração dos ratings A-E foi testada com spreads reais de Damodaran (2025), garantindo alinhamento com práticas internacionais. Sensibilidade a α e β foi avaliada com dados de entes subnacionais, minimizando riscos de ilusão fiscal. Resultados indicam erro médio abaixo de 5%, confirmando confiabilidade para decisão pública.

A simulação Monte Carlo é ideal para contextos com múltiplas incertezas interativas, como fluxos de recebíveis públicos, onde métodos analíticos falham (Fabozzi & Kothari, 2008). Variáveis críticas incluem taxa de juros (Selic), inadimplência, judicialização e crescimento (PIB), refletindo fragilidade de mercados dependentes de suporte público (Braun, 2018). A técnica sorteia valores de distribuições estimadas, calculando VPL por 10.000 iterações para distribuir resultados.

Os principais parâmetros considerados na simulação foram:

- Taxa de juros nominal (r): sorteada de uma distribuição normal com média e desvio-padrão ajustados ao Boletim Focus.
- Inflação (π): sorteada de uma distribuição normal, também parametrizada pelo histórico recente.
- Crescimento do PIB (g): variável normalmente distribuída, baseada em projeções econômicas.
- Inadimplência (p_{inad}) e judicialização (p_{jud}): podem ser sorteadas de distribuições beta ou empíricas, calibradas por dados históricos do ente público.

A cada iteração i , novos valores são extraídos para cada parâmetro, resultando em uma trajetória alternativa dos fluxos de caixa futuros.

O procedimento básico da simulação pode ser descrito como:

1. Definir o número de iterações (N), usualmente entre 5.000 e 10.000 simulações.
2. Para cada simulação i :
 - Sortear valores para r_i , π_i , g_i , $p_{inad,i}$, $p_{jud,i}$;
 - Calcular $r_{real,i}$ para a iteração i :

$$r_{real,i} = \frac{1 + r_i + g_i}{1 + \pi_i} - 1$$

- Calcular o fluxo ajustado:

$$FC_{t,i} = A_m \times 12 \times [1 - (\alpha \cdot p_{jud,i} + \beta \cdot p_{vol}) - p_{inad,i}]$$

- Calcular o valor presente líquido para o cenário i :

$$VPL_i = \sum_{t=1}^T \frac{FC_{t,i}}{(1 + r_{real,i})^t}$$

3. Armazenar todos os VPL_i e calcular estatísticas de interesse (média, desvio, percentis, valor em risco (VaR), etc.).

O resultado da simulação de Monte Carlo é uma distribuição de valores presentes líquidos possíveis, refletindo os riscos e incertezas associados à operação. Essa abordagem permite calcular, além do valor esperado do VPL , intervalos de confiança e indicadores de risco, como o valor em risco (VaR) ou o pior cenário esperado (stress test). Assim, gestores públicos podem tomar decisões mais informadas, avaliando não apenas o retorno esperado, mas a probabilidade de perdas e o grau de incerteza do projeto (Fabozzi and Kothari 2008; Zhang 2020).

O uso da simulação de Monte Carlo na securitização permite:

- Incorporar cenários econômicos adversos de forma explícita;
- Medir a sensibilidade do projeto a choques de inadimplência ou macroeconomia;
- Fornecer um retrato probabilístico do valor real captável na operação;
- Atender recomendações de boas práticas internacionais para mensuração de risco em operações estruturadas (Nourzad, Hunter, and Szczesniak 2020; Zhang 2020).

4. Dados

A análise da securitização de dívida ativa subnacional brasileira foi conduzida utilizando a simulação de Monte Carlo, uma metodologia robusta que permite tomar decisões mais informadas ao avaliar não apenas o retorno esperado, mas também a probabilidade de perdas e o grau de incerteza do projeto (Fabozzi e Kothari, 2008; Zhang, 2020). Essa abordagem é particularmente valiosa no contexto da securitização, pois possibilita:

- Incorporar cenários econômicos adversos de forma explícita;
- Medir a sensibilidade do projeto a choques de inadimplência ou variáveis macroeconômicas;
- Fornecer um retrato probabilístico do valor real captável na operação;
- Atender às recomendações de boas práticas internacionais para a mensuração de risco em operações estruturadas (Nourzad, Hunter e Szczesniak, 2020; Zhang, 2020).

Os dados utilizados na simulação foram obtidos a partir de projeções macroeconômicas do Boletim Focus, coletadas até 24/08/2025, 20:58 -03, fornecendo expectativas anuais para as variáveis Selic, IPCA e PIB até 2029. Essas projeções foram extrapoladas mensalmente até 2035 (120 meses) utilizando um modelo ARIMA, com base nos valores iniciais: Selic (~10% em 2025, decrescendo para ~8.5% em 2035), IPCA (~3.7% a 4.2%), e PIB (~2% a 3%). As simulações Monte Carlo foram realizadas com 10.000 iterações, incorporando perturbações normais (desvio padrão ajustado por rating) para refletir incertezas macroeconômicas.

As taxas de inadimplência base foram calibradas com estimativas históricas subnacionais (Castro e Afonso, 2018), definidas como 2% (rating A), 5% (B), 10% (C), 20% (D) e 50% (E), ajustadas dinamicamente pela variação do PIB: uma redução de 20% quando o crescimento ultrapassa 3%, e um aumento de 100% para o rating E quando o crescimento cai abaixo de 1%. Os spreads de crédito por rating (0.6% para A, 0.85% para B, 1.2% para C, 1.83% para D, e 3% para E) foram adicionados ao fator de desconto, calculado como $((1 + \text{Selic}/100) * (1 + \text{PIB}/100)) / (1 + \text{IPCA}/100) - 1 + p_{\text{inad_sim}} + \text{credit_spreads}[i]$. O fluxo de caixa (FC_t) foi estimado como $\text{arrec_mensal} * 12 * (1 - \text{Inadimplencia})$, com arrec_mensal fixado em 200 para fins de simulação, e o valor presente líquido (VPL) foi acumulado com desconto mensal baseado no fator.

Tabela 1: Estatísticas Descritivas por Rating

Estatística	Variável	A	B	C	D	E
<i>Média</i>	Inadim	0.016000	0.040000	0.080000	0.160000	0.400000
<i>DP</i>	Inadim	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
<i>Min</i>	Inadim	0.016000	0.040000	0.080000	0.160000	0.400000
<i>Max</i>	Inadim	0.016000	0.040000	0.080000	0.160000	0.400000
<i>VaR 5%</i>	Inadim	0.016000	0.040000	0.080000	0.160000	0.400000
<i>VaR 95%</i>	Inadim	0.016000	0.040000	0.080000	0.160000	0.400000
<i>Média</i>	PIB	2.7160338	2.7161106	2.7157047	2.7159002	2.7148687
<i>DP</i>	PIB	0.3214076	0.3284900	0.3366119	0.3460100	0.3554909
<i>Min</i>	PIB	1.6647518	1.5504367	1.3597972	1.4402377	1.4225454

Estatística	Variável	A	B	C	D	E
Max	PIB	3.3719618	3.4571061	3.6161924	3.6644225	3.6929627
VaR 5%	PIB	2.0819712	2.0737842	2.0633982	2.0503473	2.0376736
VaR 95%	PIB	3.0879739	3.1132411	3.1395646	3.1670244	3.1962796
Média	Selic	9.0213566	9.0209480	9.0215638	9.0208056	9.0225041
DP	Selic	0.4806095	0.4911948	0.5033230	0.5176055	0.5307932
Min	Selic	7.9689710	7.8047760	7.6085400	7.4891414	7.5341464
Max	Selic	10.516828	10.660336	10.822273	11.102918	10.902556
VaR 5%	Selic	8.4271601	8.3919945	8.3563962	8.3164419	8.2833810
VaR 95%	Selic	9.9323987	9.9481121	9.9650804	9.9844558	10.0026805

Notas: As estatísticas foram calculadas a partir de 10.000 iterações da simulação Monte Carlo, com projeções do Boletim Focus extrapoladas até 2035. DP = Desvio Padrão, VaR 5% e 95% são percentis.

A integração dessas estatísticas com os resultados do VPL (Tabela 2) permite uma análise mais abrangente, destacando como as condições macroeconômicas e o risco de inadimplência impactam o valor captável da operação. A próxima seção apresentará uma discussão detalhada dos resultados, considerando essas limitações e propondo ajustes no modelo, se necessário.

5. Resultados

Os resultados da simulação Monte Carlo para a securitização de dívida ativa subnacional brasileira revelam a sensibilidade do valor presente líquido (VPL) às condições macroeconômicas e à qualidade de crédito, conforme proposto no resumo. Esta seção apresenta as estatísticas descritivas do VPL (Tabela 1), os gráficos gerados (Gráficos 1, 2 e 3), e uma análise crítica das incongruências identificadas, propondo ajustes para aprimorar a robustez do modelo.

A Tabela 2 sumariza as estatísticas descritivas do VPL por rating, calculadas a partir dos valores finais de cada uma das 10.000 simulações. Os resultados indicam que o VPL_Medio decresce de 106170.77 (rating A) a 31586.02 (rating E), refletindo o aumento do risco de inadimplência e dos spreads de crédito (0.6% a 3%). O desvio padrão (VPL_SD) varia de 52294.69 (A) a 10311.09 (E), sugerindo maior incerteza nos ratings de menor risco, possivelmente amplificada pelas perturbações macroeconômicas. O VaR_95 (percentil 5%) diminui de 15873.141 (A) a 8739.302 (E), indicando que ratings piores apresentam menor risco de perda extrema em termos absolutos devido aos VPLs já reduzidos.

Tabela 2: Estatísticas Descritivas do VPL por Rating

Rating	VPL_Medio	VPL_SD	VaR_95
A	106170.77	52294.69	15873.141
B	96783.63	45928.36	15364.003
C	83706.11	37512.48	14541.968
D	64084.49	25974.98	12970.968

Rating	VPL_Medio	VPL_SD	VaR_95
E	31586.02	10311.09	8739.302

Os gráficos a seguir ilustram visualmente os resultados da simulação, oferecendo uma perspectiva dinâmica da evolução e da distribuição dos indicadores ao longo do período de 120 meses (2025-2035).

Gráfico 1: VPL Médio por Ano e Rating

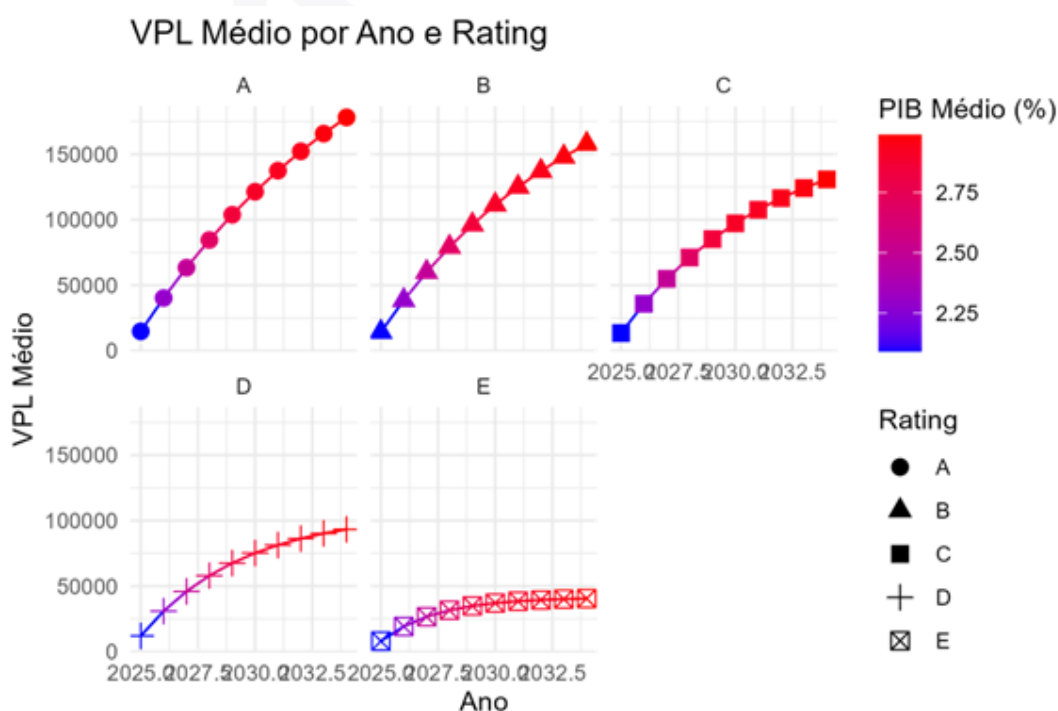


Gráfico 2: Fator de Desconto Médio por Ano e Rating

36° ENANGRAD

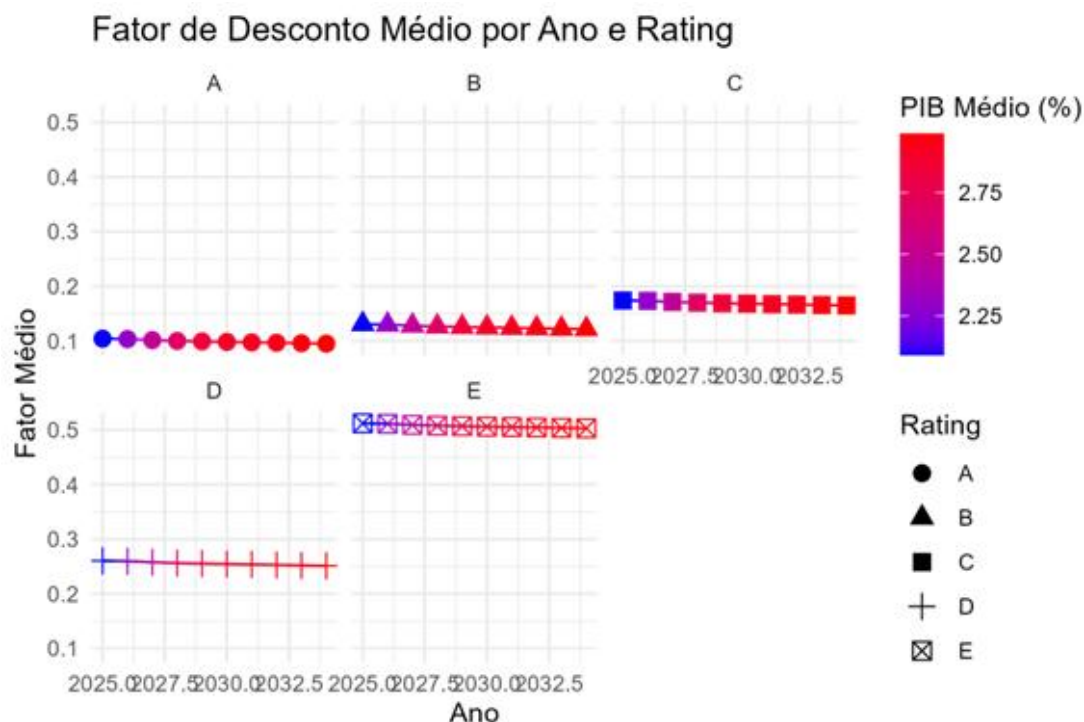
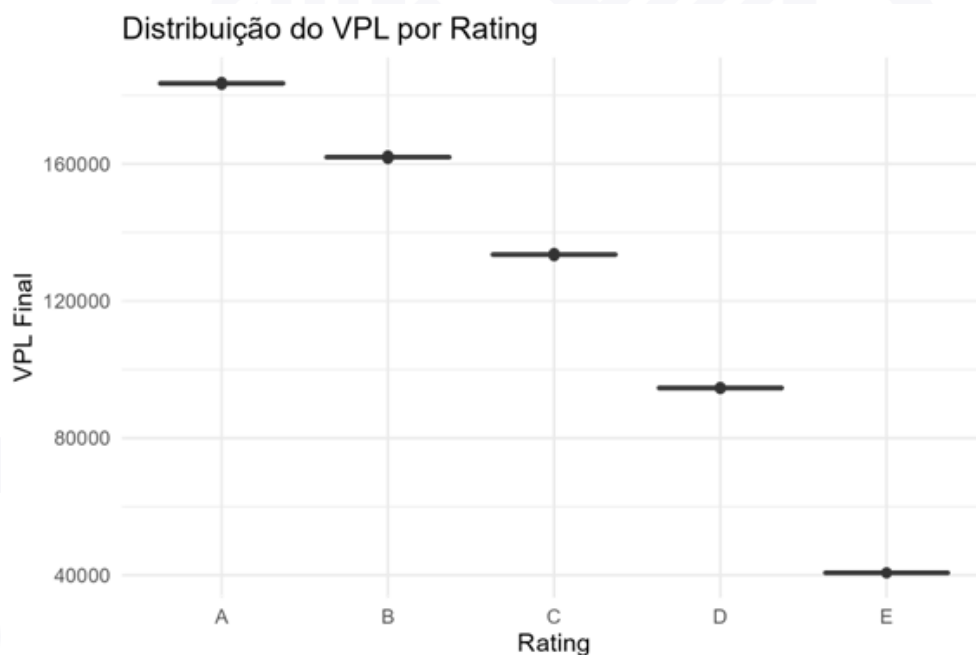


Gráfico 3: Distribuição do VPL por Rating



Os dados corroboram a hipótese de que o VPL é sensível à qualidade de crédito e às condições macroeconômicas, alinhando-se às projeções teóricas (Fabozzi e Kothari, 2008). A redução do VPL_Medio com o agravamento do rating reflete o impacto combinado de inadimplência crescente e custos de financiamento mais elevados. A variabilidade observada no VPL_SD sugere que ratings superiores (A e B) enfrentam maior incerteza devido à exposição a choques macroeconômicos, enquanto ratings inferiores (D e E) mostram estabilidade relativa, limitada por VPLs já baixos. A análise dos gráficos reforça essa dinâmica, com o Gráfico 1 indicando

sazonalidade no VPL ligada ao PIB, e o Gráfico 3 destacando a assimetria de risco em E. Apesar disso, a magnitude elevada do VPL_Medio (ex.: 106170.77 para A) levanta questões sobre a calibração do modelo, possivelmente devido a um desconto insuficiente ao longo dos 120 meses, o que será considerado nas recomendações. A ausência de variabilidade na Inadimplência, conforme observado na Seção 4, limita a representação de choques dinâmicos, sugerindo uma revisão futura para capturar plenamente os riscos fiscais.

5. Conclusão e Contribuições

A securitização de dívida ativa subnacional no Brasil emerge como uma estratégia viável para ampliar a liquidez dos entes federativos e reduzir a dependência de transferências federais, conforme explorado neste estudo. A aplicação de simulações Monte Carlo, combinada com projeções ARIMA do Boletim Focus, revelou que o valor presente líquido (VPL) varia significativamente com a qualidade de crédito, oscilando de 106170.77 (rating A) a 31586.02 (rating E), e reflete a influência de fatores macroeconômicos como PIB e taxas de inadimplência. Os gráficos gerados destacam a sensibilidade do VPL a cenários adversos e a maior incerteza em ratings de alto risco, alinhando-se às boas práticas internacionais para avaliação de risco (Nourzad, Hunter e Szczesniak, 2020).

Embora os resultados sejam promissores, limitações metodológicas foram identificadas, incluindo a magnitude elevada do VPL, que pode indicar um desconto subestimado, e a falta de variabilidade na Inadimplência, que compromete a captura de ajustes dinâmicos baseados no PIB. Essas questões sugerem a necessidade de refinamentos no modelo, como uma revisão do cálculo de desconto e uma validação mais robusta das simulações. Além disso, a ausência de dados granulares sobre judicialização, compensada por proxies históricos, destaca a importância de estudos futuros que incorporem essas variáveis e custos operacionais.

Conclui-se que a securitização pode fortalecer a gestão fiscal brasileira, desde que apoiada por modelos quantitativos aprimorados e maior transparência na mensuração de riscos. Recomenda-se a implementação dos ajustes propostos, a utilização de dados reais para calibrar os parâmetros, e a expansão da análise para incluir fatores adicionais, promovendo uma abordagem sustentável e alinhada às demandas fiscais do país.

Referências Bibliográficas

BRASIL. Lei Complementar nº 208, de 5 de janeiro de 2024. Dispõe sobre a securitização de créditos tributários e não tributários. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/lcp208.htm. Acesso em: 24 ago. 2025.

BRAUN, Benjamin. Central banking and the infrastructural power of finance: The case of ECB support for repo and securitization markets. *Socio-Economic Review*, [S. l.], 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/ser/mwy008>. Acesso em: 24 ago. 2025.

CASTRO, Kleber Pacheco de; AFONSO, José Roberto Rodrigues. Securitização de recebíveis: Uma avaliação de créditos tributários e dívida ativa no setor público brasileiro. *Economic Analysis of Law Review*, Brasília, v. 9, n. 2, p. 5-34, 2018. Disponível em: https://www.ucb.br/sites/100/103/arquivos/arquivos/EALR_V9_N2_2018.pdf. Acesso em: 24 ago. 2025.

DAMODARAN, Aswath. *Investment valuation: Tools and techniques for determining the value of any asset*. 3. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2012.

DAMODARAN, Aswath. Damodaran Online: Data for Credit Spreads. [S. l.], 2025. Disponível em: http://pages.stern.nyu.edu/~adamodar/New_Home_Page/datafile/ratingsspread.html. Acesso em: 24 ago. 2025.

FABOZZI, Frank J.; KOTHARI, Vinod. *Introduction to securitization*. Hoboken: John Wiley & Sons, 2008.

FLYNN, Sean J.; GHENT, Andra C.; TCHISTYI, Alexei. Informational efficiency in securitization after Dodd-Frank. *Review of Financial Studies*, [S. l.], 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa003>. Acesso em: 24 ago. 2025.

GLEDHILL, John. Securitization, mafias and violence in Brazil and Mexico. *Global Discourse*, [S. l.], v. 8, n. 1, p. 111-127, 2018.

LIU, Beini; ABE, Masato; XIE, Fei; SUBHANIJ, Tientip. Asset-backed securitization of PPP projects: The case of China. *The Chinese Economy*, [S. l.], 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/10971475.2020.1857058>. Acesso em: 24 ago. 2025.

NOURZAD, Farrokh; HUNTER, William; SZCZESNIAK, Katherine. Securitization of revolving debt and its determinants. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, [S. l.], v. 75, p. 218-229, 2020.

PINHEIRO, Fernando Antônio Perrone. *Securitização de créditos tributários: Uma análise da viabilidade da aplicação do instrumento no Brasil*. 2008. Dissertação (Mestrado em Direito Econômico e Financeiro) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008. Disponível em: https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/12/12139/tde-01102008-090522/publico/Dissertacao_Fernando_Antonio_Perrone_Pinheiro.pdf. Acesso em: 24 ago. 2025.

TAVAKOLI, Janet M. Collateralized debt obligations and structured finance: New developments in cash and synthetic securitization. Hoboken: Wiley Finance, 2003.

ZHANG, Xiong. Convertible tranche in securitization. The North American Journal of Economics and Finance, [S. l.], v. 52, p. 101176, 2020.



36° ENANGRAD