



Universidade de Brasília
Faculdade UnB Planaltina - FUP
Programa de Pós-Graduação em Gestão Pública - PPGP

PRISCILA CRUZ TEMPONE

**ENDIVIDAMENTO PESSOAL: UMA ANÁLISE SOB A ÓTICA DE
CONSIGNAÇÕES NA REMUNERAÇÃO DO SERVIDOR
PÚBLICO MILITAR**

Brasília-DF
2024

PRISCILA CRUZ TEMPONE

**ENDIVIDAMENTO PESSOAL: UMA ANÁLISE SOB A ÓTICA DE
CONSIGNAÇÕES NA REMUNERAÇÃO DO SERVIDOR PÚBLICO MILITAR**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Gestão Pública, da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Gestão Pública.

Orientador(a): Prof.^a Dr.^a. Andrea Felipe Cabello

Brasília-DF
2024

Ficha catalográfica elaborada automaticamente,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

TT288e Tempone, Priscila Cruz
Endividamento pessoal: uma análise sob a ótica de
consignações na remuneração do servidor público militar /
Priscila Cruz Tempone; orientador Andrea Felipe Cabello. --
Brasília, 2024.
160 p.

Dissertação (Mestrado Profissional em Gestão Pública) --
Universidade de Brasília, 2024.

1. Endividamento pessoal. 2. Servidores públicos
militares. 3. CBMDF. 4. Variáveis socioeconômicas e
demográficas. 5. Regressão logística binária com dados em
painel. I. Cabello, Andrea Felipe, orient. II. Título.

ENDIVIDAMENTO PESSOAL: UMA ANÁLISE SOB A ÓTICA DE CONSIGNAÇÕES NA REMUNERAÇÃO DO SERVIDOR PÚBLICO MILITAR

A comissão examinadora, abaixo identificada, aprova o trabalho de Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação stricto sensu em Gestão Pública da Universidade de Brasília.

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Andrea Felipe Cabello
Presidente

Prof. Dr. Celso Vila Nova de Souza Júnior
Membro interno

Prof. Dr. Tito Belchior Silva Moreira
Membro externo

Prof. Dr. André Nunes
Suplente

Dedico este trabalho à memória de minha mãe,
Zélia, de minhas avós, Dalva e Valtrudes e da
professora Luciana Miranda.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar meus mais sinceros agradecimentos a todos que foram fundamentais para a realização deste trabalho acadêmico:

À minha querida família, meu marido Jorge Luiz e meus filhos Luiz Felipe e Letícia, pela inestimável compreensão e apoio ao longo deste período. Sem o suporte e encorajamento de vocês, nada disso teria sido possível.

À minha estimada professora orientadora, Andrea Cabello, cujas valiosas sugestões e orientação foram essenciais para o sucesso deste estudo.

Ao professor Celso, responsável pela disciplina de Avaliação de Políticas Públicas e coordenação do Curso, cujos ensinamentos desde o início foram vitais para a concepção e desenvolvimento desta pesquisa.

Ao servidor Aristides, Secretário do Programa de Pós-Graduação em Gestão Pública, cuja assistência foi indispensável para o sucesso deste curso, sempre disponível e prestativo a qualquer hora do dia.

Ao Comando do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal e à Diretoria de Gestão de Pessoal (DIGEP), pelo apoio e fornecimento dos dados utilizados nesta pesquisa.

Aos dedicados militares do CBMDF, Tenente-Coronel QOBM/RRm Jeann, Tenente-Coronel QOBM/RRm Walter, Tenente-Coronel QOBM/Comb Muniz e Major QOBM/Compl Thieres, pela disponibilidade e empenho no fornecimento e tratamento dos dados utilizados nesta pesquisa.

Aos estimados colegas de turma do mestrado no Programa de Pós-Graduação em Gestão Pública, em especial Cleidiane, Kathyanne, Thaise, Marcelo e John, pela valiosa troca de ideias, conhecimentos compartilhados e contribuições durante todo o curso.

Por fim, expresso minha profunda gratidão aos professores da Universidade de Brasília, cujo compromisso com o ensino e a transmissão do conhecimento proporcionaram as bases essenciais para a execução deste estudo.

A todos vocês, meu mais profundo reconhecimento pelo apoio, orientação e contribuições que foram essenciais para a conclusão deste trabalho.

“Uma pessoa inteligente resolve um problema,
um sábio o previne”.

Albert Einstein

RESUMO

Este estudo teve como objetivo analisar o impacto das variáveis socioeconômicas e demográficas na propensão ao endividamento dos servidores públicos militares do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal (CBMDF), considerando os descontos remuneratórios de consignações. Utilizando dados abrangentes de 2009 a 2023, com um número significativo de observações (1.560,235) e indivíduos (11.526), a pesquisa aplicou diversos modelos econométricos para estimação longitudinal de regressão logística binária com dados em painel, incluindo os modelos *Pooled Logit*, *PA Logit*, Efeitos Fixos e Efeitos Aleatórios, para identificar e quantificar o impacto de variáveis socioeconômicas e demográficas na probabilidade de endividamento. Os resultados revelaram que as variáveis que apresentaram uma relação estatisticamente significativa com o endividamento por consignações incluem idade, número de dependentes, renda, estado civil, situação funcional, dedução de pensão alimentícia, indenização do Fundo de Saúde do CBMDF, cursos de especialização, carreira (oficial ou praça), recebimento de gratificações (GSV e GFNE) e remuneração extra (PTTC). A pesquisa identificou que indivíduos mais jovens, ativos e com menor renda têm maior propensão a se endividar. Além disso, servidores casados mostraram-se mais propensos ao endividamento, sugerindo a necessidade de um planejamento financeiro mais robusto para esse grupo. A análise também demonstrou que os servidores que recebem gratificações e remuneração extra apresentaram uma tendência maior ao endividamento, indicando a falsa percepção de que maiores rendas poderia diminuir a dependência de crédito consignado. Para pesquisas futuras, recomenda-se uma exploração de fontes de renda complementares dos militares e dos fatores psicossociais e comportamentais que influenciam o endividamento. Além disso, a comparação dos resultados com outros órgãos militares e civis pode ajudar a identificar padrões e diferenças significativas, enquanto a avaliação do impacto de programas de educação financeira pode oferecer soluções práticas para a redução do endividamento.

Palavras-chave: endividamento pessoal; servidores públicos militares; CBMDF; variáveis socioeconômicas e demográficas; regressão logística binária; dados em painel.

ABSTRACT

This study aimed to analyze the impact of socioeconomic and demographic variables on the propensity for indebtedness of military public servants of the Military Fire Brigade of the Federal District (CBMDF), considering salary discounts on consignments. Using comprehensive data from 2009 to 2023, with a significant number of observations (1,560,235) and individuals (11,526), the research applied several econometric models for longitudinal estimation of binary logistic regression with panel data, including Pooled Logit models, PA Logit, Fixed Effects and Random Effects, to identify and quantify the impact of socioeconomic and demographic variables on the probability of indebtedness. The results revealed that the variables that presented a statistically significant relationship with consignment debt include age, number of dependents, income, marital status, functional status, alimony deduction, compensation from the CBMDF Health Fund, specialization courses, career (officer or enlisted), receiving bonuses (GSV and GFNE) and extra remuneration (PTTC). The research identified that younger, more active individuals with lower income are more likely to get into debt. Furthermore, married employees were more prone to debt, suggesting the need for more robust financial planning for this group. The analysis also demonstrated that employees who receive bonuses and extra remuneration had a greater tendency to become indebted, indicating the false perception that higher income could reduce dependence on payroll loans. For future research, it is recommended to explore complementary sources of income for military personnel and the psychosocial and behavioral factors that influence debt. Furthermore, comparing results with other military and civilian bodies can help identify significant patterns and differences, while evaluating the impact of financial education programs can offer practical solutions for reducing debt.

Keywords: *personal debt; military public servants; CBMDF; socioeconomic and demographic variables; binary logistic regression; panel data.*

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figuras

Figura 1 - Etapas da <i>Methodi Ordinatio</i> e a utilização das TICs em cada etapa.....	20
Figura 2 - Estrutura Organizacional do CBMDF	44

Gráficos

Gráfico 1 - Número de citações dos artigos do portfólio pesquisado.....	23
Gráfico 2 - Ano de publicação do portfólio pesquisado.....	23
Gráfico 3 - Evolução de gênero, raça e religião de indivíduos distintos, de 2009 a 2023	63
Gráfico 4 – Percentual de número de dependentes das observações, de 2009 a 2023	65
Gráfico 5 - Evolução das categorias de estado civil de indivíduos distintos, de 2009 a 2023 ..	67
Gráfico 6 - Evolução das categorias de situação funcional e carreira militar, de 2009 a 2023	70
Gráfico 7 - Evolução da situação funcional e crédito consignado, de 2009 a 2023	72
Gráfico 8 - Evolução da situação funcional e pensão alimentícia, de 2009 a 2023	73
Gráfico 9 - Evolução da situação funcional e do fundo de saúde, de 2009 a 2023	73
Gráfico 10 – Evolução percentual por gênero quanto à GSV, de 2009 a 2023	75
Gráfico 11 - Evolução percentual por gênero quanto à GNFE, de 2009 a 2023	75
Gráfico 12 - Evolução percentual por gênero quanto à PTTC, de 2009 a 2023.....	76
Gráfico 13 - Evolução de observações quanto a média das rendas, de 2009 a 2023	76
Gráfico 14 - Evolução de observações quanto a média dos consignados, de 2009 a 2023	77
Gráfico 15 - Evolução da renda média por gênero e situação funcional, de 2009 a 2023	79
Gráfico 16 - Evolução da renda bruta real média por carreira militar, de 2009 a 2023	79

Quadros

Quadro 1 - Objetivos e metodologias de pesquisas sobre endividamento (continua).....	24
Quadro 2 - Variáveis socioeconômicas e demográficas da propensão ao endividamento	41
Quadro 3 –Classificação de eficiência global do modelo.....	59
Quadro 4 - Variáveis quantitativas contínuas.....	82
Quadro 5 - Variáveis quantitativas discretas	83
Quadro 6 - Critérios para a criação das variáveis dummy dicotômicas	84
Quadro 7 - Critérios para a criação das variáveis dummy policotômicas	85
Quadro 8 - Interpretação do coeficiente β , efeito marginal e razão de chance (continua)	102
Quadro 9 - Artigos selecionados na revisão sistemática de literatura (continua).....	123

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Descritores e número de artigos	21
Tabela 2 - Perfil sociodemográfico das observações do painel de dados, de 2009 a 2023	61
Tabela 3 – Quantitativo anual de militares, por Gênero, Religião e Raça, Cor ou Etnia	62
Tabela 4 - Número de dependentes das observações de militares nos dados em painel	64
Tabela 5 - Quantitativo anual de militares com relação a possuir ou não dependentes	65
Tabela 6 – Quantitativo anual de militares por Estado Civil.....	66
Tabela 7 – Quantitativo anual de militares por Escolaridade	68
Tabela 8 - Perfil funcional das observações do painel de dados, de 2009 a 2023.....	69
Tabela 9 - Quantitativo anual de militares por Situação Funcional e Posto ou Graduação	69
Tabela 10 - Perfil socioeconômico das observações do painel de dados, de 2009 a 2023.....	71
Tabela 11 – Quantitativo anual de militares com deduções de consignados.....	72
Tabela 12 – Quantitativo anual de militares com rendimentos extras.....	74
Tabela 13 - Soma por ano de rendimentos e deduções em valores nominais	77
Tabela 14 - Soma por ano de rendimentos e deduções em valores reais.....	78
Tabela 15 - Soma por ano de rendimentos de GSV, GNFE e PTTC	81
Tabela 16 - Estatísticas do painel e decomposição de variância <i>Within</i> e <i>Between</i>	86
Tabela 17 - Distribuição de frequências da variável dependente	87
Tabela 18 - Comportamento de transição da variável dependente	88
Tabela 19 - Resultados da estimação <i>Pooled Logit</i>	90
Tabela 20 - Resultados da estimação <i>PA Logit</i>	92
Tabela 21 - Resultados da estimação de Efeitos Fixos.....	94
Tabela 22 - Resultados da estimação de Efeitos Aleatórios	96
Tabela 23 - Resultados consolidados das estimações propostas	98
Tabela 24 - Percentual de acerto para as estimações <i>Pooled Logit</i> , <i>PA</i> , <i>EF</i> e <i>EA</i>	99
Tabela 25 - Matriz de confusão e métricas de classificação para <i>cutoff</i> 0,25.....	100
Tabela 26 - Matriz de confusão e métricas de classificação para <i>cutoff</i> 0,50.....	100
Tabela 27 - Matriz de confusão e métricas de classificação para <i>cutoff</i> 0,25.....	100
Tabela 28 - Classificação dos artigos do portfólio (continua).....	121

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CBMDF	Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal
CPCIF	Curso de prevenção e combate a incêndio florestal
CEPI	Curso de especialização em prevenção de incêndio
CESINT	Curso de especialização em inteligência
Copom	Comitê de Política Monetária
CPI	Curso de perícia de incêndio
CTINVI	Curso de técnica em investigação de incêndio
DEPCT	Departamento de Ensino, Pesquisa, Ciência e Tecnologia
DERHU	Departamento de Recursos Humanos
DIGEP	Diretoria de Gestão de Pessoal
DINAP	Diretoria de Inativos e Pensionistas
DIREN	Diretoria de Ensino
DISAU	Diretoria de Saúde
DW	<i>Datawarehouse</i>
EMG	Estado Maior Geral
GECOP	Sistema de Gestão e Controle de Pessoal
GEDEP	Gestão de Dependentes e Pensionistas
GFNE	Gratificação de função de Natureza Especial
GSV	Gratificação de Serviço Voluntário
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IPCA	Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo
ISSN	<i>Internacional Standard Serial Number</i>
OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico
PNAD	Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios
PTTC	Prestação de Tarefa por Tempo
Selic	Sistema Especial de Liquidação e de Custódia
Serasa	Serviços de Assessoria Sociedade Anônima
SCPC	Serviço Central de Proteção ao Crédito
SIAPE	Sistema Integrado de Administração de Pessoal
SPC	Serviço de Proteção ao Crédito
TICs	Tecnologias da Informação e Comunicação

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	Formulação do problema de pesquisa.....	15
1.2	Objetivos.....	16
1.2.1	Objetivo geral	16
1.2.2	Objetivos específicos	16
1.3	Justificativa	17
2	REFERENCIAL TEÓRICO	19
2.1	Pesquisa bibliográfica	19
2.2	Consignações	26
2.2.1	Crédito Consignado	26
2.2.2	Pensão Alimentícia	28
2.2.3	Fundo de Saúde Militar	28
2.3	Rendimentos dos militares do CBMDF.....	31
2.4	Cursos de especialização no CBMDF	35
2.5	Endividamento	35
2.5.1	Determinantes comportamentais	37
2.5.2	Determinantes socioeconômicos e demográficos.....	38
3	METODOLOGIA.....	43
3.1	Tipo de pesquisa	43
3.2	Caracterização da organização	44
3.3	Participantes da pesquisa	45
3.4	Instrumentos de coleta de dados	45
3.5	Procedimentos de coleta de dados	46
3.6	Preparação dos dados.....	46
3.7	Análise das informações	48
3.7.1	Análise descritiva.....	48
3.7.2	Modelo longitudinal logístico para dados em painel.....	49
3.7.2.1	Regressão logística binomial	49
3.7.2.2	Modelo empírico.....	50
3.7.2.3	Testes e medidas de qualidade.....	54
3.7.2.3.1	Análise de covariância.....	54
3.7.2.3.2	Teste da Razão de Verossimilhança	55
3.7.2.3.3	Estatística Pseudo R^2	55
3.7.2.3.4	Estatística Z de Wald.....	55

3.7.2.3.5	Teste de Hausman.....	56
3.7.2.3.6	Análise pelo intervalo de confiança	56
3.7.2.3.7	Análise de sinais, efeitos marginais e razões de chance.....	57
3.7.2.3.8	<i>Cutoff</i>	58
3.7.2.3.9	Eficiência global do modelo	58
3.7.2.3.10	Sensitividade.....	59
3.7.2.3.11	Especificidade.....	59
3.7.2.3.12	Análise de sensibilidade	60
4	RESULTADOS DA PESQUISA	61
4.1	Análise descritiva.....	61
4.1.1	Perfil sociodemográfico.....	61
4.1.2	Perfil funcional	68
4.1.3	Perfil socioeconômico	71
4.2	Modelo econométrico	82
4.2.1	Características do banco de dados e descrição das variáveis	82
4.2.2	Decomposição de variância de variáveis quantitativas	85
4.2.3	Frequência global das variáveis qualitativas	87
4.2.4	Estimações dos modelos	89
4.2.4.1	Estimação pelo método <i>Pooled Logit</i>	89
4.2.4.2	Estimação pelo método <i>PA Logit</i>	91
4.2.4.3	Estimação pelo método de Efeitos Fixos.....	93
4.2.4.4	Estimação pelo método de Efeitos Aleatórios	95
4.2.4.5	Resultados consolidados das estimações	97
4.2.4.6	Testes, predições e percentual de acerto.....	99
4.2.4.7	Interpretação dos resultados da estimação escolhida.....	101
4.2.4.8	Equação final do modelo estimado.....	105
4.2.5	Análise das hipóteses na propensão ao endividamento	107
5	CONCLUSÕES.....	112
	REFERÊNCIAS.....	115
	APÊNDICE A - CLASSIFICAÇÃO DOS ARTIGOS DO PORTFÓLIO ...	121
	APÊNDICE B - ARTIGOS SELECIONADOS NA REVISÃO	
	SISTEMÁTICA DE LITERATURA	123
	APÊNDICE C - CARTA DE APRESENTAÇÃO	125
	APÊNDICE D - TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E	
	ESCLARECIDO INSTITUCIONAL	126
	APÊNDICE E – ALGORÍTMICOS DO SOFTWARE STATA	127
	APÊNDICE F – ALGORÍTMICOS DO <i>SQL SERVER (SSMS)</i>	137
	APÊNDICE G – SAÍDAS DO SOFTWARE STATA - <i>LOGIT</i>.....	144

1 INTRODUÇÃO

O endividamento excessivo e a inadimplência das dívidas contraídas pelas famílias devem ser vistos com preocupação pelas instituições governamentais e pela população em geral. Entretanto, o entendimento da propensão ao endividamento vai além de fatores macroeconômicos, uma vez que envolve fatores comportamentais (materialistas e compulsivos) e socioeconômicos e demográficos, como gênero, idade, escolaridade, renda, ocupação, número de dependentes etc. (Potrich *et al.*, 2016).

O endividamento é uma questão de grande relevância para a estabilidade financeira e qualidade de vida dos indivíduos. O acesso ao crédito é uma ferramenta essencial para muitos indivíduos, ao permitir a realização de projetos e aquisição de bens e serviços. No entanto, o endividamento excessivo pode levar a inadimplência e gerar problemas financeiros significativos, impactando negativamente a saúde financeira e emocional dos indivíduos.

No contexto das instituições militares, o endividamento excessivo também pode se tornar uma preocupação, uma vez que militares possuem vínculo empregatício e renda estável e acima da média brasileira, dada a natureza de suas carreiras, com facilidades legais para contratar empréstimos com taxas baixas, fatores que atraem empresas que oferecem crédito aos servidores públicos. Dentre as formas de endividamento disponíveis, o crédito consignado tem sido uma opção popular para muitos militares, pois oferece condições favoráveis de pagamento, com desconto direto na folha de pagamento.

Neste cenário, ao desconsiderar os descontos de consignações de alcance geral, como os de imposto de renda e os de contribuição de pensão militar, o Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal (CBMDF) representa uma população de interesse para esta pesquisa, uma vez que seus membros estão sujeitos a outros descontos, como na contratação de consignações facultativas, como empréstimo pessoal, ou consignações compulsórias, como na coparticipação no Fundo de Saúde adicional, com desconto de indenizações por despesas com dependentes, e no pagamento de pensões alimentícias, dentre outros descontos que os diferenciam em suas remunerações ou proventos, para ativos ou inativos, respectivamente.

O Decreto nº 28.195/2007, que dispõe sobre as consignações em folha de pagamento dos servidores e militares do Distrito Federal (DF), considera consignação compulsória o desconto incidente sobre a remuneração do servidor efetuado por força de lei, mandado judicial ou outro dispositivo específico; e consignação facultativa sendo o desconto incidente sobre a remuneração do servidor mediante sua autorização prévia e formal e anuência da administração (Distrito Federal, 2007).

Portanto, a presente pesquisa tem como objeto a análise do impacto das variáveis socioeconômicas e demográficas na propensão ao endividamento de servidores públicos militares do CBMDF, sob a perspectiva de utilização de consignações compulsórias e facultativas, seja na contratação de crédito consignado, no desconto da indenização do Fundo de Saúde adicional de dependentes ou no pagamento de pensões alimentícias, por meio da fonte de uma base de dados oficial obtida a partir dos registros de pessoal, abrangendo o período de 2009 a 2023.

1.1 Formulação do problema de pesquisa

O CBMDF, fundamentado nos termos dos §§ 5º e 6º do art. 144 da Constituição Federal, tem como finalidade desempenhar serviços de perícia, prevenção e combate a incêndios; de busca e salvamento; de atendimento pré-hospitalar, conforme definido no art. 2º da Lei nº 8.255, de 20 de novembro de 1991, alterada pela Lei nº 12.086, de 2009. (Brasil, 1991, 2009).

O problema central deste estudo reside na compreensão do impacto de variáveis socioeconômicas e demográficas na propensão ao endividamento de servidores públicos militares ativos e inativos do CBMDF, especificamente por meio da utilização de consignações em suas remunerações (militares ativos) e proventos (militares inativos).

Dados recentes dos primeiros oito meses de 2023, extraídos da folha de pagamento do CBMDF, através do Sistema Integrado de Administração de Pessoal - SIAPE, demonstram que, em média, 12.465 (doze mil e quatrocentos e sessenta e cinco) indivíduos estavam registrados em sua folha de pagamento por mês, entre militares ativos (49,67%), inativos (32,15%) e pensionistas (18,18%).

Nesse mesmo período, a média de 18,12% dos recursos destinados ao pagamento de militares ativos e inativos do CBMDF se refere a consignações de fundo de saúde (0,50%), pensão alimentícia (2,68%) e créditos consignados (14,95%), perfazendo um total de cerca de 26.300.000,00 (vinte e seis milhões e trezentos mil) reais por mês em média que deixam de compor a remuneração recebida pelos militares.

Outro ponto a se observar é o fato de que, mesmo os militares inativos apresentando um universo populacional aproximado de um terço menor que o de ativos, valor médio de cerca de quatro mil para seis mil militares, respectivamente, o montante final de desconto em consignações dos inativos supera o de ativos em aproximadamente cinco pontos percentuais, fato que demonstra uma necessidade de entender melhor as variáveis socioeconômicas e demográficas do militar ao passar para a inatividade.

Dada a relevância desse tópico, esta pesquisa é composta por vários elementos essenciais: as variáveis socioeconômicas e demográficas dos servidores públicos militares ativos e inativos do CBMDF e as três maiores consignações em suas remunerações que servem como principais fatores de análise para compreender o fenômeno do endividamento pessoal.

E com isso, a pesquisa tem o potencial de contribuir significativamente para a literatura e para a prática ao fornecer uma visão abrangente das variáveis socioeconômicas e demográficas que influenciam o endividamento pessoal em contextos militares, ao auxiliar o Centro de Assistência da Diretoria de Saúde da corporação na promoção de programas de educação financeira e no acompanhamento de militares na transição para a reserva remunerada, além de servir como base para pesquisas futuras que possam aprofundar a compreensão do endividamento pessoal em diferentes contextos.

Nesse sentido, esta pesquisa busca responder à seguinte questão: **qual o impacto das variáveis socioeconômicas e demográficas na propensão ao endividamento dos indivíduos por meio da utilização de consignações?**

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Analisar o impacto das variáveis socioeconômicas e demográficas na propensão ao endividamento de servidores públicos militares do CBMDF, com o desconto remuneratório de consignações.

1.2.2 Objetivos específicos

- Descrever o perfil socioeconômico e demográfico da população pesquisada no período de 2009 a 2023;
- Identificar as variáveis socioeconômicas e demográficas que possuem relação com o endividamento por consignações;
- Analisar o efeito das variáveis identificadas na probabilidade de endividamento dos servidores públicos militares pesquisados pelo desconto de consignações compulsórias e facultativas na remuneração;
- Apresentar os resultados da pesquisa ao CBMDF para subsidiar projetos educacionais e assistenciais da Diretoria de Saúde.

1.3 Justificativa

O interesse por esta pesquisa foi moldado, em parte, por experiências pessoais e profissionais que evidenciaram a complexidade das finanças pessoais e a influência que variáveis socioeconômicas e demográficas exercem sobre o endividamento dos indivíduos. Observações diretas do impacto dessas dívidas na qualidade de vida e bem-estar dos militares, bem como a escassez de projetos de apoio à educação financeira dentro da instituição, impulsionaram a busca por respostas, a fim de propor soluções eficazes.

A escolha do tema também foi influenciada por uma extensa revisão bibliográfica que revelou a escassez de estudos abordando o endividamento pessoal entre servidores públicos militares, especificamente relacionados às consignações na remuneração. Autores como Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023), na pesquisa sobre endividamento e finanças pessoais, contribuíram para a fundamentação teórica deste estudo, entretanto, este estudo pesquisado se limitou a consignações de empréstimo pessoal e de pensão alimentícia.

Do ponto de vista social, a pesquisa busca beneficiar não apenas os militares, mas também suas famílias e, por extensão, a comunidade em geral, ao fornecer dados e informações que podem ajudar a mitigar problemas financeiros e endividamento excessivo.

Como exemplo latente e atual na sociedade desta problemática, pode-se citar a aprovação da Lei nº 14.871/2021, nomeada de Lei do Superendividamento, que traz como definição de superendividamento a situação em que o consumidor de boa-fé assume sua impossibilidade de arcar com todas as dívidas que contraiu, sem comprometer o mínimo para sua sobrevivência (Brasil, 2021). Esta lei protege o indivíduo em situação de superendividamento ao viabilizar uma forma de negociação de débitos com credores e disciplinar a concessão de créditos, com alterações ao Código de Defesa do Consumidor (Lei nº 8.078/90) e ao Estatuto do Idoso (Lei nº 10.741/03), fato que demonstra a preocupação do legislador na proteção da população em geral e, em especial, deste grupo etário.

No âmbito do DF, ainda como exemplo de norma focada na população idosa, foi aprovada a Lei nº 6.930/21 que veda às instituições financeiras, no Distrito Federal, ofertar e celebrar contrato de empréstimo financeiro e cartão de crédito consignado com idosos, aposentados e pensionistas por meio de ligação telefônica (Distrito Federal, 2021). Por isso a necessidade institucional de promoção de programas de educação financeira e no acompanhamento de militares na transição para a reserva remunerada.

Em um contexto acadêmico, o estudo preenche uma lacuna no conhecimento ao focar em servidores públicos militares e nas consignações compulsórias e facultativas na

remuneração. Ele pode servir como base para pesquisas futuras que aprofundem ainda mais a compreensão do endividamento pessoal e suas ramificações em diferentes contextos.

Desta forma, este estudo busca inovar, não apenas pela escolha de seu objeto de estudo, mas também pela abordagem multidisciplinar e pela análise abrangente de consignações e das variáveis socioeconômicas e demográficas que influenciam o endividamento de militares. Ao lançar um novo olhar sobre esse problema, com a análise de outras consignações, espera-se que os resultados desta pesquisa contribuam para transformações significativas na realidade dos servidores públicos militares.

Além disso, esta pesquisa pode servir como base para futuros estudos e investigações que aprofundem ainda mais a compreensão do endividamento pessoal e suas implicações no contexto militar e, potencialmente, em outras esferas do funcionalismo público.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O referencial teórico está sistematizado em três subtópicos. Inicialmente se apresenta o método aplicado na pesquisa bibliográfica e os resultados da revisão sistemática de literatura e, posteriormente, de acordo com as bases teóricas e empíricas pesquisadas, faz-se a apresentação de conceitos e definições sobre consignações e endividamento, proveniente da contribuição de autores pesquisados anteriormente de forma sistemática no Portal de Periódicos da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (Capes) e também de pesquisa assistemática em fontes diversas.

2.1 Pesquisa bibliográfica

Com o propósito de desenhar um panorama dos estudos nacionais e internacionais sobre o tema desta pesquisa, foi realizado em 2023 um levantamento sistemático no Portal de Periódicos da Capes para a obtenção de artigos científicos.

Com o objetivo de identificar as variáveis socioeconômicas e demográficas que possuem relação com o endividamento pessoal por consignações, utilizou-se a metodologia multicritérios *Methodi Ordinatio* concebida em 2015 por Pagani, Kovaleski e Rezende para a revisão sistemática de literatura, tendo como base o modelo de Cochrane e a ProKnow-C para o levantamento dos trabalhos (Pagani; Kovaleski; Resende, 2017).

Esta metodologia está subdividida em nove etapas que permitem ao pesquisador refletir sobre a relevância científica de um artigo ao empregar um conjunto de três variáveis: fator de impacto, número de citações e ano de publicação (Pagani; Kovaleski; Resende, 2017).

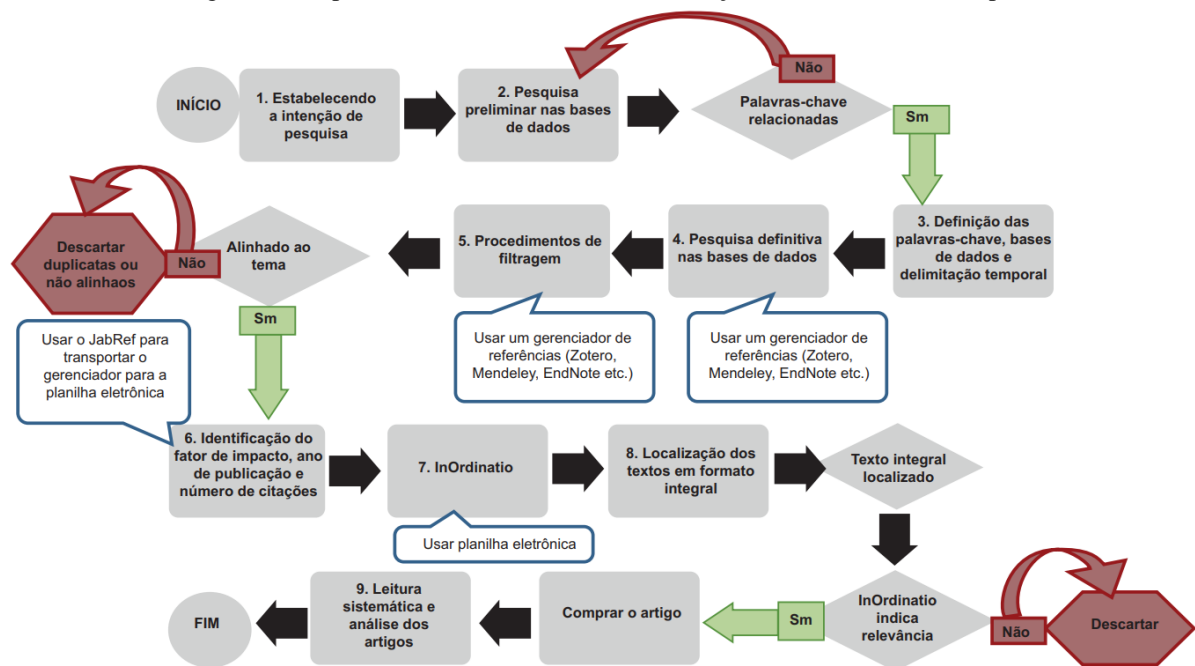
A ponderação sobre essas variáveis gera um índice, o *InOrdinatio*, que indica a relevância científica do artigo. A partir desse índice, é possível classificar os papéis individualmente (Pagani; Kovaleski; Resende, 2017). As nove etapas e a utilização das tecnologias da informação e comunicação (TICs) em cada etapa da *Methodi Ordinatio* que estão sintetizadas na figura 1 e foram seguidas neste estudo.

Foi empregado o gerenciador *Mendeley*¹ para a coleta, organização e armazenamento de dados e exclusivamente na etapa 6 o *Jabref*², que possibilitou a transferência dos dados do *Mendely* para o formato de planilha eletrônica.

Na etapa 1 foi estabelecida a intenção de pesquisa para construir um portfólio bibliográfico a partir de artigos científicos sobre o tema endividamento pessoal.

¹ <https://www.mendeley.com/DOWNLOAD-DESKTOP/>

² <https://www.jabref.org/#download>

Figura 1 - Etapas da *Methodi Ordinatio* e a utilização das TICs em cada etapa

Fonte: Pagani, Kovaleski e Resende (2017).

Na etapa 2 foi realizada a pesquisa preliminar com as palavras-chave nas bases de dados, com a tradução em inglês para as palavras-chave “*personal debt*”, “*propensity to indebtedness*” e “*probability of indebtedness*”, e essa combinação, entre outras, foi testada na busca assunto do portal Periódicos Capes na busca por assunto que integra diversas bases de dados.

Na etapa 3 deve ser definida a combinação das palavras-chave e a base de dados a ser utilizada que em função de apresentar um grande volume de publicações com as palavras-chave pesquisadas e disponibilidade maior de acesso aos materiais publicados (Pagani; Kovaleski; Resende, 2017). Neste estudo optou-se pela pesquisa na própria busca avançada da Capes, sem adotar nenhuma base de dados específica, considerando que não houve retorno expressivo da etapa 2 em de nenhuma base específica.

Na etapa 4 foi realizada a busca final no portal de Periódicos Capes. A configuração de bancos de dados na busca avançada utilizada foi refinada pelo tipo de documento artigos (excluindo revisão artigos de conferência, livros, capítulos de livros); para pesquisa em qualquer campo, ano, idioma; acesso aberto; periódicos revisados por pares; artigos; com o uso de operadores booleanos (*AND* e *OR*) e pelo critério revisado por pares na CAPES. Não houve limite temporal pré-definido, pois pela fórmula da *Methodi Ordinatio*, já se prioriza as publicações mais recentes e os artigos publicados.

Para a busca na Periódicos Capes foram definidos os seguintes descritores: “endividamento”; “endividamento pessoal”; “propensão ao endividamento”; “probabilidade de

endividamento”; “crédito pessoal”; “crédito consignado”; “empréstimo consignado”; “servidor público”; “militar”; “funcionário público”; “*personal debt*”; “*military*”; e “*socioeconomic variables*”.

Tabela 1 – Descritores e número de artigos

Descritor e booleanos	Resultados de busca (Etapa 4)	Repetidos ³ (Etapa 5)	Não alinhados (Etapa 5)	Artigos selecionados
“Endividamento” AND “Militar”	17	2	13	2
“ <i>Personal debt</i> ” AND “ <i>Military</i> ”	12	0	12	0
“Endividamento pessoal”	30	0	13	17
“Crédito consignado” AND “Endividamento”	3	0	1	2
“Endividamento” AND “crédito consignado” OR “Crédito pessoal” OR “Empréstimo consignado”	27	9	15	3
“Endividamento” AND “Servidor público” OR “Funcionário público”	1	0	0	1
“Propensão ao endividamento” OR “Probabilidade de endividamento”	33	4	24	5
“Endividamento” AND “Variáveis socioeconômicas”	6	2	2	2
“ <i>Personal debt</i> ” AND “ <i>Socioeconomic variables</i> ”	16	0	14	2
Total				32

Fonte: elaboração própria.

Na etapa 5 foram realizados outros procedimentos de filtragem: eliminação de artigos duplicados (pelo gerenciador *Mendeley*) e artigos com temas fora do escopo desta pesquisa, eliminados pela leitura do título, resumo e palavras-chave. Após a aplicação dos devidos procedimentos de filtragem, restaram 32 artigos. Os resultados obtidos nos procedimentos de filtragem nas etapas 4 e 5 estão mostrados na tabela 1.

Na etapa 6 os artigos foram organizados em uma tabela Excel com as seguintes colunas: título do artigo, fator de impacto, número de citações e ano da publicação. Para a identificação do fator de impacto, ano de publicação e número de citações foram utilizadas tanto o Google Acadêmico (<http://scholar.google.com>) como os sites e *Internacional Standard Serial Number* (ISSN) das revistas foram utilizadas para esta etapa. Dos 32 artigos, apenas um utilizava a métrica de fator de impacto.

Na etapa 7 foi realizada a classificação dos artigos utilizando o *InOrdinatio*: a equação *InOrdinatio* (Pagani *et al.*, 2015) é aplicada, utilizando-se para isso a planilha eletrônica do software Microsoft Excel, com a seguinte equação:

³ Repetidos na busca atual ou nas anteriores, que após subir arquivos no *Mendeley*, foram eliminados.

$$InOrdinatio = (IF)1000) + \alpha * [10 - (ResearchYear - PublishYear)] + (Ci)$$

Sabendo-se que: *IF* é o fator de impacto, α é um fator de ponderação que varia de 1 a 10, a ser atribuído pelo pesquisador; *ResearchYear* é o ano em que a pesquisa foi desenvolvida; *PublishYear* é o ano em que o artigo foi publicado; e *Ci* é o número de vezes que o papel foi citado.

Para esta pesquisa, o valor atribuído a α foi 10, considerando que a atualidade dos artigos é bastante relevante neste caso de pesquisa. No entanto, como não se utilizou um recorte temporal, deixando de forma abrangente ao período existente na Capes, os artigos considerados clássicos, por serem os mais citados ao longo dos anos, também foram resgatados na classificação.

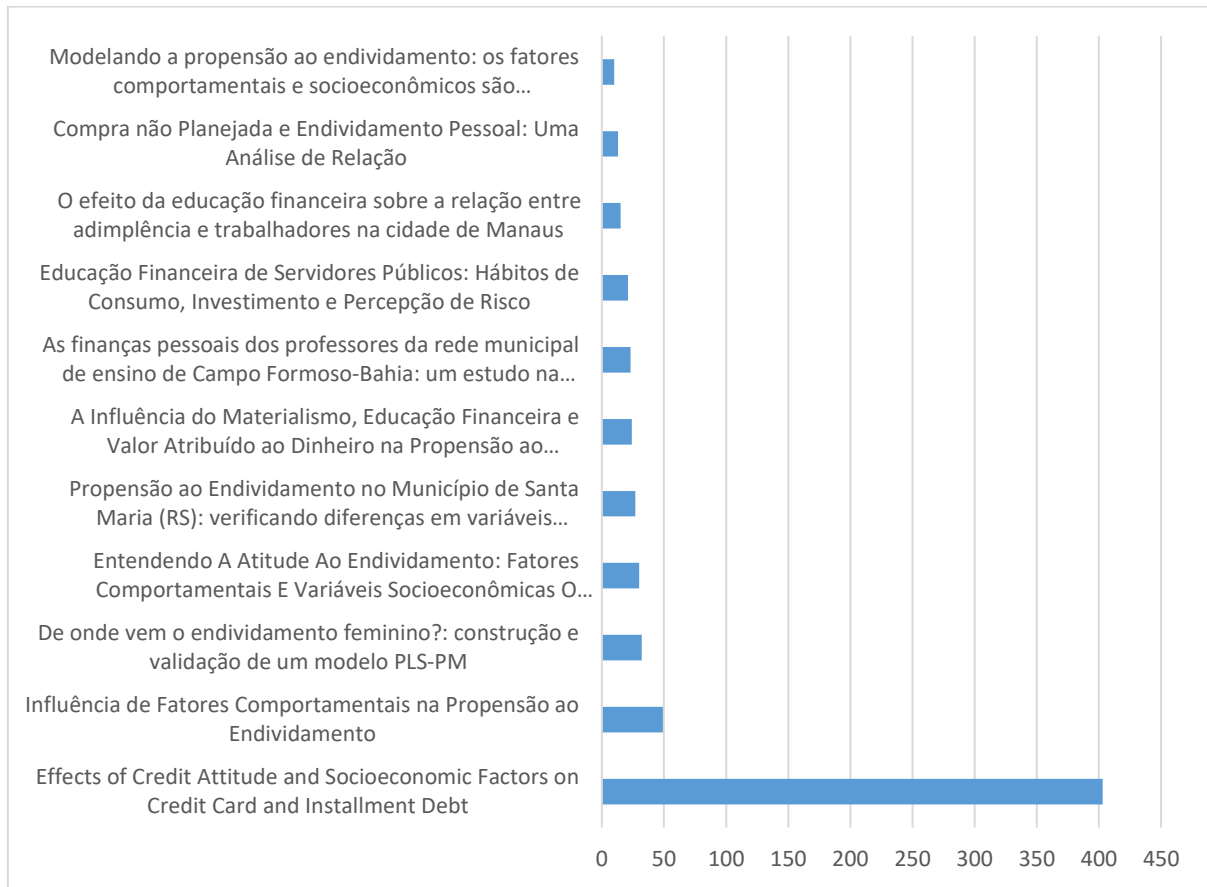
Nas etapas 8 e 9 foram encontrados trabalhos em formato integral e a leitura sistemática e análise dos artigos, respectivamente. Artigos sem acesso aberto do texto integral e que não estão disponibilizados nos sites das revistas ou no Google Acadêmico de forma gratuita foram excluídos para análise final da etapa 9, sendo excluído um artigo sem acesso.

Destarte, o portfólio final da busca, seleção e classificação dos artigos do portfólio, ordenado por relevância científica, foi composto por 31 artigos, cujo resultado, referente ao trabalho das etapas um a sete, está na tabela 28, apêndice A.

Na última etapa 9, Pagani, Kovaleski e Resende (2017) orientam que “o pesquisador atribui seus valores e critérios pessoais a fim de determinar quantos artigos irá ler, tendo em vista que os trabalhos já estão classificados por ordem de relevância”. Para este trabalho, optou-se pela leitura sistemática e análise de todos os artigos *InOrdinatio* recuperados, conforme quadro 9, Apêndice B.

O gráfico 1 apresenta o ordenamento do número de citações dos artigos no portfólio de pesquisa. O artigo, " *Effects of Credit Attitude and Socioeconomic Factors on Credit Card and Installment Debt* ", publicado em 2001 no *The Journal of consumer affairs*, é o artigo mais citado na pasta, de forma acentuada e separada dos demais e, por isso, recebeu o maior índice na classificação, mesmo sendo o mais antigo.

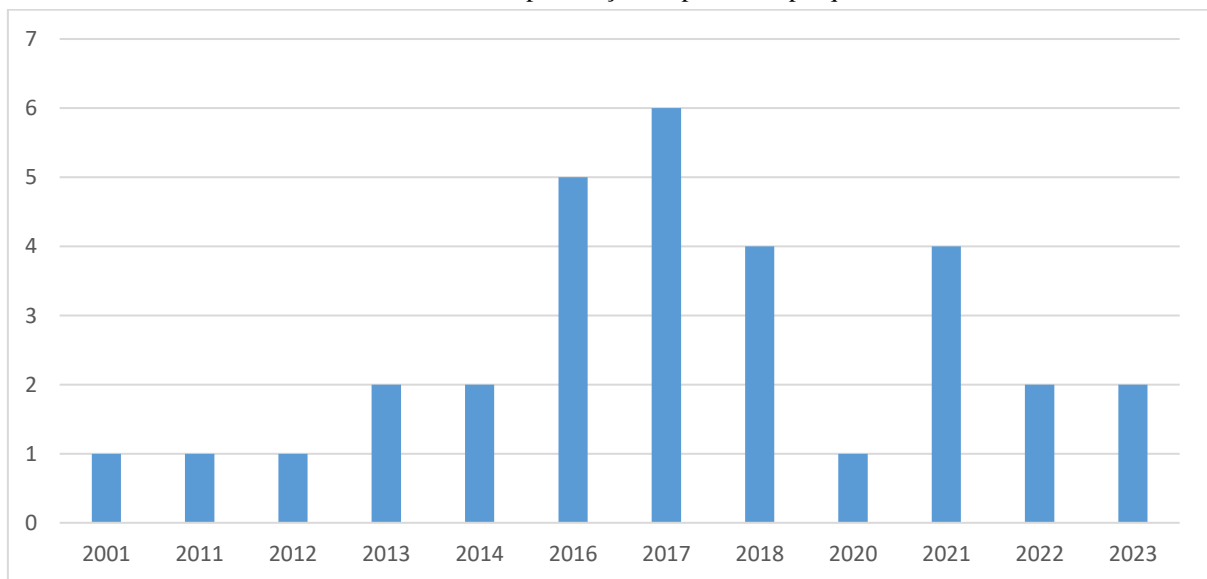
Gráfico 1 - Número de citações dos artigos do portfólio pesquisado



Fonte: elaboração própria.

A análise temporal das publicações pode ser observada no gráfico 2. Em 2017 foi o ano com maior número de publicações.

Gráfico 2 - Ano de publicação do portfólio pesquisado



Fonte: elaboração própria.

O Quadro 1 apresenta de forma sintetizada os objetivos, base de dados e metodologias utilizadas em estudos citados neste capítulo.

Quadro 1 - Objetivos e metodologias de pesquisas sobre endividamento (continua)

Autores (Ano)	Estudo	Coleta de dados	Amostra	Análise de dados
Vieira, Flores e Campara (2014)	Investigar a propensão ao endividamento dos moradores do município de Santa Maria (RS).	Questionário	1.046 indivíduos	Estatística descritiva e análise da variância
Vieira <i>et al.</i> (2016)	Analisar a influência dos fatores comportamentais alfabetização financeira, atitude ao endividamento, gerenciamento financeiro e renda no bem-estar financeiro dos indivíduos.	Questionário	1.577 indivíduos	Estatística descritiva, análise fatorial confirmatória e análise de regressão linear múltipla
Flores, Vieira e Coronel (2013)	Analisar a influência de fatores comportamentais na propensão ao endividamento dos servidores da Universidade Federal de Santa Maria.	Questionário	246 indivíduos	Testes de diferenças de medianas e regressão múltipla
Flores <i>et al.</i> (2016)	Analisar os determinantes comportamentais da propensão ao endividamento, avaliando as diferenças no gênero.	Questionário	1.046 indivíduos	Análise multigrupo de invariância
Campara <i>et al.</i> (2016)	Identificar a influência de fatores comportamentais e de variáveis socioeconômicas na atitude ao endividamento.	Questionário	1.468 indivíduos	Estatística descritiva, testes de diferença de média (teste t e Post Hoc) e a análise de regressão linear.
Potrich <i>et al.</i> (2016)	Analisar a influência dos fatores comportamentais e das variáveis socioeconômicas e demográficas sobre a propensão ao endividamento.	Questionário	2.391 enquetes	análise fatorial e Logit Multinomial
Bernadelli (2018)	Analisar o impacto da implementação Resolução da 3.954/2011 nas concessões de crédito consignado.	Dados de séries temporais BCB	73 observações (2011-2017)	Modelo de equações simultâneas
Bonomo, Mainardes e Laurett (2017)	Identificar se há relação entre a compra por impulso e o endividamento pessoal no varejo tradicional.	Questionário	435 indivíduos	Regressões múltiplas
Moura (2016)	Analisar o consignado, que propicia o aprofundamento da exploração dos trabalhadores e revela-se como novo achado para o capital bancário.	Levantamento bibliográfico	-	Análise de conteúdo
Zotarelli <i>et al.</i> (2011)	Identificar aspectos relacionados a racionalidade ou irracionalidade quando do processo de endividamento, via crédito consignado, tendo como base os servidores da Universidade Estadual de Maringá.	Questionário	4.089 servidores	Estatística descritiva
Silveira <i>et al.</i> (2021)	Avaliar o significado do dinheiro, as atitudes em relação ao endividamento e à qualidade de vida oferecida aos idosos na mesma situação.	Questionário	176 idosos	Teste qui-quadrado e o teste t
Serra <i>et al.</i> (2018)	Analisar a sustentabilidade do endividamento estudantil em um modelo teórico.	Levantamento bibliográfico	-	Análise de conteúdo
Vasconcelos <i>et al.</i> (2017)	Analisar a forma como ocorre o consumo dos serviços de crédito, verificando valores contratados a título de crédito consignado, limite do cartão de crédito e do crediário.	Entrevista, semiestruturada	52 idosos	Estatística descritiva
Silva <i>et al.</i> (2018)	Identificar quais as causas de inadimplência de usuários de cartão de crédito, considerando a população de Belo Horizonte.	Questionário	100 indivíduos	Estatística descritiva

Quadro 1 - Objetivos e metodologias de pesquisas sobre endividamento (conclusão)

Autores (Ano)	Estudo	Coleta de dados	Amostra	Análise de dados
Cavalcante, Melo e Almeida <i>et al.</i> (2014)	Relacionar a importância da Educação Financeira com o modo de controle das finanças pessoais.	Questionário	40 servidores	Estatística descritiva
Couto <i>et al.</i> (2022)	Propor um <i>framework</i> conceitual com as dimensões e suas relações.	Levantamento bibliográfico	-	Análise de conteúdo
Del Fiori <i>et al.</i> (2016)	Analisar o efeito da educação financeira sobre a inadimplência dos trabalhadores em Manaus.	Questionário	66 indivíduos	Estatística descritiva
Grzybovski <i>et al.</i> (2021)	Investigar a influência dos conhecimentos sobre administração financeira nas decisões de investimentos dos acadêmicos.	Questionário	261 estudantes	Estatística descritiva
Marques <i>et al.</i> (2018)	Analisar como os estudantes de Ciências Contábeis da UFMG têm gerenciado suas finanças, a propensão ao endividamento ou à poupança desses indivíduos e a influência de aspectos comportamentais.	Questionário	104 estudantes	Análise fatorial, teste de correlação de Spearman e teste de Kruskal-Wallis
Montanha Filho <i>et al.</i> (2020)	Analisar a percepção dos discentes quanto a influência do endividamento no desempenho.	Questionário	137 estudantes	Análise de conteúdo
Silva <i>et al.</i> (2023)	Verificar o grau de influência que o ensino superior exerce sobre o planejamento financeiro dos acadêmicos.	Questionário	67 estudantes	Estatística descritiva
Pereira (2021)	Identificar as razões que levam ao endividamento dos servidores públicos e os seus desdobramentos nas suas vidas em sociedade.	Levantamento bibliográfico	-	Análise de conteúdo
Silva <i>et al.</i> (2017)	Relacionar a educação financeira com os hábitos de consumo, investimento e a percepção de risco de servidores públicos.	Questionário	42 indivíduos	Estatística descritiva e análise fatorial
Moreira <i>et al.</i> (2013)	Identificar as finanças pessoais dos professores da rede municipal de ensino de Campo Formoso-BA.	Questionário	25 professores	Estatística descritiva
Trindade, Righi e Vieira (2012)	Identificar e análise dos fatores que afetam na propensão ao endividamento, nas mulheres da Mesorregião Centro Ocidental Rio-grandense.	Questionário	2.500 indivíduos	<i>Partial Least Squares – Path Modeling (PLS-PM)</i>
Minella <i>et al.</i> (2017)	Analisar qual a relação entre materialismo, educação financeira valores atribuídos ao dinheiro na relação com o endividamento de jovens.	Questionário	91 jovens	Regressões lineares múltiplas
Souza <i>et al.</i> (2023)	Identificar os fatores determinantes do endividamento e da inadimplência dos bancários da cidade de Teófilo Otoni – MG.	Questionário	56 indivíduos	Análise Fatorial Exploratória e a Regressão Linear Múltipla
Moreira (2021)	Entender a relação entre o endividamento dos militares da Marinha do Brasil e o <i>habitus</i> militar.	Entrevistas	-	Análise de conteúdo
Lopes <i>et al.</i> (2017)	Identificar quais são os melhores métodos de captação e fidelização do cliente de crédito consignado.	Pesquisa bibliográfica	-	Estatística descritiva
Contani <i>et al.</i> (2021)	Analisar as características do nível de conhecimento financeiro que influenciam o conhecimento sobre finanças, o planejamento financeiro e as escolhas de endividamento das pessoas.	Questionário	115 indivíduos	Estatística descritiva e multivariada
Chien <i>et al.</i> (2001)	Analisar o efeito das variáveis socioeconômicas e de atitude, considerando a possível correlação entre esses fatores, incluindo, as dívidas parceladas e a diferença entre atitudes gerais e específicas em relação ao crédito e ao uso do crédito.	Base de dados de Pesquisa sobre Finanças do Consumidor de 1998	4.305 domicílios	Estatística descritiva

Fonte: elaboração própria.

Entre as limitações da pesquisa bibliográfica, houve dificuldade para localizar estudos específicos que trabalhassem outras formas de consignações, além do crédito consignado, na propensão ao endividamento. Dos estudos quantitativos encontrados, há também a base de dados proveniente de variáveis comportamentais, como materialismo e compulsão por compras, que não são objetos desta pesquisa. Diante disto, este estudo pode contribuir para o âmbito acadêmico e institucional, explorando dados ainda pouco pesquisados em estudos econométricos, como o de Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2021, 2023), ao utilizar a base de dados do SIAPE.

Partindo-se de que a revisão sistemática de literatura se constituiu em base inicial para a realização desta pesquisa, a partir das obras apresentadas no Quadro 1, foi possível identificar outras fontes relacionados ao objeto de estudo, que de forma assistemática, agregam conhecimento a este referencial teórico, nas abordagens das definições relacionadas às consignações e ao endividamento, com foco nas variáveis socioeconômicas (renda, número de dependentes etc.) e demográficas (idade, escolaridade etc.) que influenciam à probabilidade de endividamento, além de fatores que compõem as consignações.

2.2 Consignações

O Decreto nº 28.195/2007, que dispõe sobre as consignações em folha de pagamento dos servidores e militares do Distrito Federal, considera consignação compulsória o desconto incidente sobre a remuneração do servidor efetuado por força de lei, mandado judicial ou outro dispositivo específico; e consignação facultativa sendo o desconto incidente sobre a remuneração do servidor mediante sua autorização prévia e formal e anuência da administração (Distrito Federal, 2007).

De acordo com Moreira (2021), o aumento do crédito disponível para indivíduos no Brasil desde os anos 1990 e seus impactos na reorganização das dívidas pessoais e familiares são identificados pelos participantes de seu estudo como a principal fonte de endividamento, com especial ênfase na modalidade de empréstimo conhecida como crédito consignado.

2.2.1 Crédito Consignado

Conforme Lopes e Pontes (2017), o crédito consignado é considerado o produto financeiro de crédito mais vantajoso para pessoas físicas no Brasil, por estar acessível para funcionários de empresas públicas e privadas, bem como para aposentados e pensionistas do INSS, e se destaca por oferecer a menor taxa de juros do mercado e prazos mais extensos.

O crédito consignado foi regulamentado inicialmente pela Medida Provisória no 130/2003 e posteriormente pela Lei nº 10.820/2003. Segundo o IPEA (2022, p.16), “a introdução do consignado alterou o perfil do crédito pessoal ao repercutir tanto sobre a taxa de juros média ao ano [...], quanto sobre o prazo”, por ser um consignado em folha de pagamento.

Como regra geral regulamentada pelo § 1º do art. 1º da Lei nº 10.820/2003, há uma limitação de comprometimento com consignado de 40% da renda disponível:

§ 1º O desconto mencionado neste artigo também poderá incidir sobre verbas rescisórias devidas pelo empregador, se assim previsto no respectivo contrato de empréstimo, financiamento, cartão de crédito ou arrendamento mercantil, até o limite de 40% (quarenta por cento), sendo 35% (trinta e cinco por cento) destinados exclusivamente a empréstimos, financiamentos e arrendamentos mercantis e 5% (cinco por cento) destinados exclusivamente à amortização de despesas contraídas por meio de cartão de crédito consignado ou à utilização com a finalidade de saque por meio de cartão de crédito consignado (Redação dada pela Lei nº 14.431, de 2022) (Brasil, 2003).

O estudo de Bernadelli (2018) avaliou o impacto da implementação da Resolução n. 3.954/2011 do Banco Central do Brasil (BCB) para regular o setor dos correspondentes bancários nas concessões de crédito consignado, utilizando um modelo de equações simultâneas e considerando o período de 2011 a 2017. Os resultados apontam que essa medida reduziu em cerca de 31,39% as concessões de crédito consignado. Isso sugere que a imposição de limites de remuneração aos correspondentes bancários incentivou a diminuição da oferta desse produto.

Montanha Filho *et al.* (2020, p. 398) afirmam que “em relação a propensão ao endividamento, uma das sugestões que se tem, é que, por vezes, a limitação ao crédito é um fator que pode beneficiar alguns consumidores”. Entretanto, Zotarelli *et al.* (2011) inferiu-se que “a facilidade do crédito tem induzido os agentes econômicos a um comportamento menos “precaucional” e mais ‘endividador’[...]”. Aliado a isso, “a expropriação financeira, própria do [...] capital portador de juros, apoia-se na criação de mecanismos de submissão dos trabalhadores ao sistema bancário e, para tanto, o crédito apresenta-se como fundamental” (Moura, 2016, p. 382).

Conforme apontado por Silva *et al.* (2017), os funcionários públicos demonstram uma escassa familiaridade com educação financeira e tendem a evitar riscos, adotando uma abordagem financeira mais cautelosa. No entanto, em relação às dívidas, os fatores principais associados a atrasos nos pagamentos incluem a ausência de um planejamento adequado, a gestão deficiente do orçamento e a facilidade de obtenção de crédito.

Portanto, o crédito consignado surgiu como um novo direito para uma classe da sociedade, mas também beneficiou os bancos ao direcionar o fluxo de dinheiro para o setor

financeiro e oferecer crédito facilitado aos indivíduos. Essa estratégia reflete a interação complexa entre a política de um Estado e o mercado de crédito, em que os interesses bancários impactam nas finanças pessoais de funcionários de empresas públicas e privadas, aposentados e pensionistas, ao se incentivar a contratação de créditos consignados.

2.2.2 Pensão Alimentícia

A Pensão alimentícia é um direito previsto no art. 1.694 e seguintes da Lei nº 10.406/2002, que instituiu o Código Civil:

Art. 1.694. Podem os parentes, os cônjuges ou companheiros pedir uns aos outros os alimentos de que necessitem para viver de modo compatível com a sua condição social, inclusive para atender às necessidades de sua educação.

§ 1º Os alimentos devem ser fixados na proporção das necessidades do reclamante e dos recursos da pessoa obrigada.

§ 2º Os alimentos serão apenas os indispensáveis à subsistência, quando a situação de necessidade resultar de culpa de quem os pleiteia (Brasil, 2002).

A importância de pensão alimentícia em decorrência de decisão judicial passa a ser descontada mensalmente do indivíduo e depositada na conta de beneficiários da pensão alimentícia definidos por sentença judicial de ação de prestação de alimentos e outros fins para suprir necessidades básicas como pagamento de alimentos, educação, moradia, saúde, dentre outros.

Outrossim, é importante destacar que não há lei que fixe o valor da verba alimentar sobre a remuneração de um servidor, mas há critérios para a quantificação dos alimentos, em que devem ser observadas a possibilidade do alimentante, a necessidade do alimentado e a proporcionalidade na busca de um valor justo que não onere demasiadamente o devedor e garanta o necessário ao credor (Rosa, 2015).

2.2.3 Fundo de Saúde Militar

O Fundo de Saúde do CBMDF está previsto na Lei nº 10.486/2002, que dispõe sobre a remuneração dos militares do Distrito Federal, na Lei nº 11.134/2005, que instituiu a Vantagem Pecuniária Especial, e no Decreto Distrital nº 26.876/2006, que regulamenta dispositivo da Lei específica, sobre a assistência médico-hospitalar, médico-domiciliar, odontológica, psicológica e social ao militar do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal, seus dependentes legais e pensionistas.

O Fundo de Saúde tem como finalidade e previsão legal complementar os recursos destinados pelo Fundo Constitucional do Distrito Federal criado pela Lei 10.633/2002. Esses

recursos têm o propósito de garantir assistência abrangente, incluindo atendimento médico-hospitalar, médico-domiciliar, odontológico, psicológico e social para o público interno. Isso é alcançado através de parcerias com clínicas e hospitais, aquisição de materiais médicos e contratação de bens e serviços essenciais para garantir um atendimento de qualidade.

Internamente, a estrutura do sistema de saúde do CBMDF é organizado pela Diretoria de Saúde (DISAU), responsável pela parte administrativa; pela Policlínica Médica (POMED), responsável pela realização de consultas médicas em geral e realização de exames médicos; pela Policlínica Odontológica (PODON), responsável pela assistência odontológica; pelo Centro de Assistência Bombeiro Militar (CEABM), responsável pela assistência médico psiquiátrica, psicológica e assistência social; pelo Centro de Perícias Médicas (CPMED), responsável pela parte de perícia médica em geral, acidentes de serviço, doenças ocupacional, homologação de atestados médicos oriundos de serviços externos e análise para concessão de licenças; e o Centro de Capacitação Física (CECAF), responsável pelo planejamento e execução das estratégias institucionais para manutenção do vigor físico dos militares para a realização da missão fim do CBMDF.

Para que toda essa estrutura funcione existe a composição de recursos oriundo do mencionado Fundo Constitucional, da contribuição dos militares referente ao Fundo de Saúde correspondente à uma contribuição fixa, de acordo com o número de dependentes reconhecidos legalmente, além da contribuição fixa de 2% sobre o soldo, quotas de soldo ou a quota-tronco da pensão militar das pensionistas militares, previsto no § 1º, do art. 33, da Lei nº 10.486/2002.

Adicionalmente à contribuição fixa, o § 4º do art. 33 da Lei nº 10.486/2002 definiu o escalonamento de percentuais a serem cobrados dos militares na forma de indenização ao Fundo de Saúde, pela prestação de assistência médico-hospitalar aos seus dependentes, como a coparticipação estabelecida em lei dependendo do grau de parentesco:

- a) a 20% (vinte por cento) do valor da despesa para os dependentes do 1º grupo;
- b) a 40% (quarenta por cento) do valor da despesa para os dependentes do 2º grupo;
- c) a 60% (sessenta por cento) do valor da despesa para os dependentes do 3º grupo;
- d) ao valor máximo de apenas uma remuneração ou proventos do posto ou da graduação do militar, considerada a despesa total anual, para todas as situações deste parágrafo (Brasil, 2002).

De acordo com o art. 34 da Lei nº 10.486/2002, os dependentes são classificados da seguinte forma:

- I - 1º grupo:
 - a) o cônjuge, companheiro ou companheira reconhecido judicialmente;
 - b) os filhos(as) ou enteados(as) até 21 (vinte e um) anos de idade ou até 24 (vinte e quatro) anos de idade, se estudantes universitários, ou, se inválidos, enquanto durar a invalidez;

c) a pessoa sob guarda ou tutela judicial até 21 (vinte e um) anos de idade ou até 24 (vinte e quatro) anos de idade, se estudante universitário, ou, se inválido, enquanto durar a invalidez;

II - 2º grupo: os pais, com comprovada dependência econômica do militar, desde que reconhecidos como dependentes pela Corporação;

III - 3º grupo: os que constarem na condição de dependentes do militar, até a data da entrada em vigor desta Lei, enquanto preencherem as condições estabelecidas em Estatuto das respectivas Corporações (Brasil, 2002).

A Portaria n.º 25, de 5 de outubro de 2006, publicada no BG nº 193, de 11 de outubro de 2006, regula o Fundo de Saúde do CBMDF e estabelece diversas fontes de recursos para sua constituição. Segundo o inciso II do art. 4º, o Fundo de Saúde será formado por contribuições mensais por dependente legal. Especificamente, em seu § 2º, são definidos para os dependentes legais, os valores descontados mensalmente de R\$ 18,00 para oficiais superiores, R\$ 16,00 para oficiais intermediários e subalternos, R\$ 14,00 para subtenentes e sargentos, R\$ 12,00 para cabos e soldados de 1ª classe, e R\$ 8,00 para cadetes e soldados de 2ª classe.

Desta forma, o CBMDF possui um sistema de saúde na modalidade de autogestão público patrocinada, custeado pelo Fundo Constitucional do DF, com contribuições fixas mensais dos servidores públicos militares (de um valor do próprio militar e de cada dependente), independente do fornecimento ou não de assistência à saúde, além de indenizações do militar pela utilização de seus dependentes, isto é, uma coparticipação no financiamento do sistema. Essa situação induz a percepção de que o servidor apresenta uma propensão ao endividamento se tiver dependentes que usufruam do sistema de saúde do CBMDF.

Todavia, por mais que os valores devidos com as despesas contraídas pela prestação de serviço de saúde descontadas dos militares da corporação excedam um valor limite de cobrança anual, o que limita o endividamento expresso em folha de pagamento, o montante da dívida será cobrado, independentemente do prazo que se fizer necessário. Atualmente essa questão está sendo objeto de divergência de interpretação entre a Procuradoria Geral do Distrito Federal (PGDF) e o Tribunal de Contas do Distrito Federal (TCDF).

Tal divergência flutua sobre a cobrança da integralidade da dívida ou de uma remuneração como se pode depreender do § 4º do art. 33: “a indenização pela prestação de assistência médico-hospitalar aos dependentes de que trata o caput deste artigo, não poderá ser superior [...]” (Brasil, 2002).

A PGDF, por meio do Parecer nº 244/2023-PGCONS/PGDF/2023, entende pela cobrança integral da dívida, respeitando o valor máximo de uma remuneração por exercício financeiro, vejamos:

EMENTA: ASSISTÊNCIA À SAÚDE. CORPO DE BOMBEIROS MILITAR DO DISTRITO FEDERAL. INTERPRETAÇÃO DO ARTIGO 33 DA LEI 10.486/2002. DECISÕES 1.831/2020 E 4.985/2022, AMBAS DO TRIBUNAL DE CONTAS DO DISTRITO FEDERAL. O Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal deve aplicar o § 4º e alíneas do artigo 33 da Lei 10.486/2002 da maneira que vinha fazendo, ou seja, cobrando indenização dos servidores conforme os percentuais definidos no dispositivo legal, observando que, anualmente, não se poderá exigir valor superior a uma remuneração, ou proventos do posto ou da graduação do militar. A cobrança deverá ser feita até que se atinja o valor total a ser pago, em conformidade com os percentuais previstos nas alíneas “a” a “c” do § 4º do aludido artigo (PGDF, 2023).

Por seu turno, o TCDF, por meio da Decisão nº 4985/2022, tornou sem efeito o item III.b da Decisão nº 1.831/2020, que definia a cobrança integral da dívida oriunda por prestação de serviços de saúde, independente do exercício financeiro.

Neste contexto, a insegurança jurídica apresentada pela divergência de entendimento entre a PGDF e o TCDF impacta diretamente nos valores computados como variável a ser considerada no endividamento do servidor público militar, objeto de estudo desta pesquisa.

2.3 Rendimentos dos militares do CBMDF

Os proventos dos militares inativos do CBMDF são regidos pelo Art. 20 da Lei nº 10.486, de 4 de julho de 2002. Essa legislação estabelece que os proventos na inatividade remunerada são compostos por várias parcelas. Entre elas, destacam-se o soldo ou quotas de soldo, adicional de Posto ou Graduação, adicional de Certificação Profissional, adicional de Operações Militares, adicional de Tempo de Serviço e a gratificação de representação. Além dessas parcelas, o art. 21 da mesma lei assegura aos militares inativos direitos adicionais como o adicional-natalino, auxílio-invalidez, assistência pré-escolar, salário-família, auxílio-natalidade, auxílio-moradia e auxílio-funeral. É importante ressaltar que eventuais diferenças em razão do § 4º do art. 20 serão pagas como vantagem pessoal nominalmente identificada.

Por outro lado, a remuneração dos militares ativos do CBMDF, conforme o art. 1º da mesma lei, é composta pelo soldo e uma série de adicionais e gratificações. Entre os adicionais, incluem-se o de Posto ou Graduação, de Certificação Profissional, de Operações Militares e de Tempo de Serviço, este último observando as disposições do art. 62 da lei. As gratificações são distribuídas em gratificação de representação, de função de Natureza Especial e de Serviço Voluntário. Além desses componentes, os militares ativos têm direitos pecuniários adicionais previstos no art. 2º, como diárias, transporte, ajuda de custo, auxílio-fardamento, auxílio-alimentação, auxílio-moradia, auxílio-natalidade, auxílio-invalidez e auxílio-funeral. Eles

também têm direito à assistência pré-escolar, salário-família, adicional de férias e adicional natalino.

A lei define claramente cada um desses componentes remuneratórios. O soldo, por exemplo, é a parcela básica mensal tanto da remuneração quanto dos proventos, inerente ao posto ou à graduação do militar e é irredutível. O adicional de Posto ou Graduação é uma parcela remuneratória mensal devida conforme o círculo hierárquico da carreira militar. O adicional de Certificação Profissional considera percentuais relativos a cursos de formação, especialização, habilitação, aperfeiçoamento e altos estudos. O adicional de Operações Militares remunera os desgastes orgânicos e danos psicossomáticos decorrentes das atividades técnico-profissionais. A gratificação de Representação é devida tanto a militares ativos quanto inativos e a gratificação de função de natureza especial é paga para cargos específicos, não acumulável com outras gratificações de função.

Adicionalmente, a lei detalha outros direitos pecuniários, como diárias, transporte, ajuda de custo, auxílio-fardamento e auxílio-alimentação, regulamentados pelo Governo do Distrito Federal. Estes direitos visam cobrir despesas específicas, como alimentação, moradia e locomoção, e são fundamentais para a manutenção do bem-estar e da operacionalidade dos militares, tanto ativos quanto inativos, do CBMDF. Nessa pesquisa, tanto os proventos dos militares inativos, quanto a remuneração dos militares ativos são referidas como remuneração.

Quanto às verbas extras que compõe o rendimento de militares do CBMDF e são processados pelo SIAPE, existem gratificações por função e por trabalho em períodos de folga. A Gratificação de Função de Natureza Especial (GFNE) no CBMDF é uma parcela remuneratória significativa, prevista pela Lei nº 10.486, de 04 de julho de 2002, e regulamentada pelo Decreto nº 23.398, de 27 de novembro de 2002. Essa gratificação é destinada aos militares que ocupam cargos e funções especiais, conforme estabelecido na legislação específica. A GFNE é aplicada a funções eventuais de natureza especial e não pode ser acumulada com outras gratificações, como a de serviço voluntário, ou remunerações decorrentes de funções comissionadas.

De acordo com o art. 3º da Lei nº 10.486/2002, a GFNE é uma parcela remuneratória mensal devida aos militares que desempenham funções de natureza especial. Esta gratificação é diferenciada conforme o grupo e o quantitativo de militares, estabelecendo percentuais específicos de incidência sobre o soldo de coronel, variando de 8,81% a 39,67%, conforme constante na Tabela II do Anexo III da lei. Essa estrutura permite que a gratificação seja ajustada de acordo com a responsabilidade e a complexidade das funções exercidas, proporcionando uma remuneração adicional justa e proporcional ao cargo ocupado.

O Decreto nº 23.398/2002 detalha a aplicação da GFNE, especificando que a gratificação é devida pelo exercício de cargos e funções previstos no anexo I do decreto, cuja nomeação é responsabilidade do Comandante-Geral da corporação. Esse decreto também delega competências para a nomeação e exoneração dos militares em funções de natureza especial, agilizando o processo e reduzindo a burocracia. Conforme a Portaria nº 48, de 16 de setembro de 2003, a competência para nomear e exonerar militares nas funções de auxiliar e motorista foi delegada ao Chefe do Estado-Maior Geral, Diretores, Ajudante-Geral e Comandantes Operacionais, com o objetivo de facilitar e controlar essas nomeações de forma mais eficiente.

A GFNE, além de reconhecer e valorizar o trabalho desempenhado em funções especiais, também contribui para a motivação dos militares, incentivando-os a assumir responsabilidades adicionais dentro da corporação. A regulamentação clara e detalhada dessa gratificação assegura que o processo de nomeação e exoneração seja transparente e eficiente, garantindo que os militares sejam adequadamente recompensados por suas contribuições em funções de natureza especial.

Enquanto a Gratificação de Serviço Voluntário (GSV) no Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal (CBMDF) é um importante componente remuneratório instituído pela Lei nº 10.486, de 04 de julho de 2002, e regulamentado pelo Decreto nº 39.627, de 11 de janeiro de 2019. Essa gratificação é destinada aos militares que, de forma voluntária, durante seus períodos de folga, se apresentam para desempenhar atividades específicas da corporação, como policiamento, prevenção de combate a incêndio, salvamento, atendimento pré-hospitalar e segurança pública em grandes eventos ou sinistros. A GSV é uma parcela remuneratória que reflete a disponibilidade e o compromisso dos militares em contribuir além de suas obrigações regulares, assegurando a continuidade e a eficácia dos serviços essenciais prestados à comunidade.

Segundo o art. 3º da Lei de Remuneração dos Militares do Distrito Federal, a GSV é uma parcela remuneratória devida ao militar que, voluntariamente e durante seu período de folga, desempenha atividades típicas da corporação por uma jornada mínima de oito horas. Essa gratificação é estabelecida conforme a conveniência e necessidade da administração, e não pode ser acumulada com outras remunerações decorrentes do exercício de funções comissionadas ou gratificações de função de natureza especial.

O Decreto nº 39.627 de 2019 detalha a operacionalização do pagamento da GSV, especificando que o valor será pago juntamente com a remuneração do mês seguinte ao da prestação do serviço voluntário. Cada cota de serviço voluntário, definida como um período de

oito horas de serviço, é remunerada com R\$ 400,00. A carga horária pode ser fracionada por interesse da administração, respeitando a proporcionalidade do valor da hora trabalhada, com uma mínima de quatro e máxima de doze horas de trabalho. Além disso, qualquer fração de hora trabalhada igual ou superior a trinta minutos é computada como uma hora completa.

A implementação da GSV é uma estratégia eficiente para otimizar os recursos humanos disponíveis e garantir que as necessidades emergenciais e operacionais da corporação sejam atendidas de maneira flexível e eficiente. Essa gratificação não apenas incentiva os militares a contribuírem com seu tempo e habilidades, mas também assegura que esses serviços adicionais sejam reconhecidos e devidamente recompensados, fortalecendo o compromisso dos militares com a segurança e o bem-estar da sociedade.

Outrossim, há ainda o Prestação de Tarefa por Tempo Certo (PTTC) no CBMDF que compõe o rendimento de certos militares do CBMDF e são processados pelo SIAPE. Essa forma de rendimento é regulamentada pela Lei nº 12.086, de 6 de novembro de 2009, especificamente em seu Art. 114. Esse dispositivo legal autoriza os Comandantes-Gerais da Polícia Militar do Distrito Federal e do CBMDF a designar militares da reserva remunerada para a execução de tarefas, encargos ou missões em suas respectivas organizações. Essa designação é limitada a um período máximo de cinco anos, podendo ser prorrogado por igual período, conforme o ato do Governador do Distrito Federal, e inicia-se no primeiro dia do mês. Os militares da reserva remunerada que participam do PTTC têm direito a um adicional de 0,3 (três décimos) dos proventos que estiver percebendo.

As nomeações no âmbito do PTTC são destinadas a atender atividades de caráter voluntário e temporário, e são essenciais para o funcionamento das corporações. Entre as atividades abrangidas, destacam-se as funções de professores, instrutores e monitores em estabelecimentos de ensino da corporação; tarefas administrativas, de saúde, finanças, informática e ciência e tecnologia; apoio e complementação da atividade operacional; além de serviços ou atividades emergenciais ou urgentes.

O processo de chamamento e seleção dos militares inativos para o PTTC é conduzido pelo órgão de direção setorial do sistema de pessoal da corporação. Esse processo seletivo deve observar princípios fundamentais como legalidade, impessoalidade, moralidade, eficiência, publicidade e transparência. Além disso, é necessário comprovar conhecimento ou experiência na execução da atividade para a qual o inativo se voluntariou e aptidão comprovada através de inspeção de saúde realizada na corporação.

2.4 Cursos de especialização no CBMDF

Os cursos de especialização no CBMDF desempenham um papel fundamental na qualificação e capacitação dos militares, preparando-os para diversas funções e operações. Esses cursos são regulamentados pela Portaria nº 26, de 21 de setembro de 2010, que estabelece critérios claros para a concessão do adicional de certificação profissional. A portaria conceitua e categoriza os cursos e estágios realizados no âmbito do CBMDF, bem como aqueles realizados em outras instituições militares ou civis, nacionais ou estrangeiras, garantindo que esses cursos sejam reconhecidos e considerados para fins de progressão na carreira e concessão de benefícios adicionais.

De acordo com a Portaria nº 26/2010, os cursos são classificados em diferentes categorias, cada uma com objetivos específicos. Os cursos de Especialização ou Habilitação têm o objetivo de atualizar e expandir os conhecimentos técnicos dos bombeiros, capacitando-os para funções operacionais, administrativas ou especializadas.

Para se voluntariar para a GSV, há projetos específicos como a Operação Verde Vivo e serviços na área de prevenção a incêndios, com análise de projetos e vistoria por agentes fiscalizadores de segurança contra incêndio, em que os militares do CBMDF precisam possuir cursos específicos que os habilitem para as atividades requeridas. A formação e especialização adequada são, portanto, pré-requisitos essenciais para a participação nos serviços voluntários, que exigem um nível elevado de competência e preparo. Desta forma, os cursos de especialização não apenas aprimoram a qualificação dos militares, mas também ampliam suas oportunidades de atuação e progressão na carreira dentro da corporação.

2.5 Endividamento

Pereira (2021, p. 1) apresenta a definição de endividamento associando ao momento em que “o devedor consome bens e investimentos para benefício próprio utilizando recursos externos as suas próprias finanças estando com o saldo negativo, atingindo a inadimplência”.

Bonomo, Mainardes e Laurett (2017, p. 54) associam o endividamento pessoal à teoria do ciclo de vida e à hipótese da renda permanente. Eles afirmam que essas teorias econômicas sustentam a racionalidade do consumidor e postulam que a renda de um indivíduo tende a crescer progressivamente ao longo do tempo, passando por estágios iniciais de renda limitada e culminando em um acúmulo de riqueza financeira na aposentadoria.

Vieira, Flores e Campara (2014, p. 185) ao discutirem a origem dos problemas de crédito, avaliando não somente os fatores econômicos, mas também os fatores psicológicos e

comportamentais, afirmam que o endividamento se refere a assumir ou contrair dívidas, sendo influenciado por vários fatores como renda, economia, uso inadequado do crédito, aspectos psicológicos e comportamentais, entre outros. É um fenômeno complexo com múltiplas causas que levam não tão somente ao endividamento, mas a problemas sociais também.

Sampaio (2018) ao discutir a importância do fornecimento de crédito de forma responsável, introduz o conceito de indivíduos altamente vulneráveis, como idosos e analfabetos. Esses grupos são particularmente afetados por três fatores que contribuem para a fragilidade deles: a influência da publicidade que estimula o consumo, a vulnerabilidade técnico-profissional dos consumidores em relação aos fornecedores que possuem um conhecimento específico sobre suas atividades, e a vulnerabilidade legal, onde o consumidor se encontra em uma posição de litigante ocasional, enquanto as empresas têm uma participação habitual, contando com departamentos jurídicos próprios.

Nesse sentido, Miragem (2016, p. 438) afirma que “a operação de crédito para consumo, sem o cumprimento dos deveres de informação, esclarecimento e aconselhamento, pode [...], ensejar o fenômeno do superendividamento do consumidor”. Nesse sentido, o estudo de Vasconcelos, Silva e Fontes (2017, p. 105) destacaram que os idosos “demonstraram autonomia quando da tomada de decisão ao contratar o serviço de crédito”, mas “não demonstraram estar informados sobre os outros tipos de crédito que não aqueles que já utilizavam”. Aliado a isso, o aumento do crédito pode levar ao superendividamento quando o consumo excede a renda pessoal e familiar (Vieira *et al.*, 2016, p. 141).

Esse fenômeno do superendividamento “caracteriza a situação em que o indivíduo é incapaz de pagar as suas dívidas com a renda que recebe e pode acontecer de forma ativa e passiva, em casos de doença e desemprego” (Vieira; Flores; Campara, 2014, p. 186).

De acordo com Minella *et al.* (2017, p. 185), a teoria tradicional das finanças se baseia na premissa de que os agentes econômicos são racionais, o que significa que têm a capacidade de assimilar novas informações e tomar decisões consistentes e racionais.

Todavia, além da racionalidade, faz-se necessário de mais um elemento, a educação, como Cavalcante, Melo e Almeida (2014, p. 114) afirmam: “o endividamento está diretamente relacionado à educação financeira, [...], contribui para que o indivíduo possa cumprir com suas obrigações assumidas, deste modo evitando incluir-se nas estatísticas de endividamento”. Nesse sentido, Silva *et al.* (2018, p. 96) afirmam que a ausência de uma estratégia financeira tem sido identificada como um dos motivos pelos quais os consumidores podem acabar entrando em situações de endividamento.

Grzybovski, Matte e Goettems (2021, p. 221) afirmam que “metade dos brasileiros não faz controle do orçamento pessoal, seis em cada dez consumidores têm dificuldades para fazer o controle de ganhos e gastos mensais”.

De acordo com Del Fiori *et al.* (2016, p. 31-32), para aqueles que afirmam ter uma compreensão mais ampla de suas finanças, a chance de entrar em dívidas é reduzida e por isso, “a Educação Financeira se faz presente para auxiliar o indivíduo a melhorar a gestão do uso da sua renda e a criar um melhor planejamento orçamentário doméstico e, dessa forma, estabelecer uma vida financeira saudável”. Assim como Silva *et al.* (2023, p. 5602) afirmam que “a organização das finanças pessoais possui reflexos na qualidade de vida dos indivíduos”.

Couto *et al.* (2022, p. 518) afirmam que “a socialização do conhecimento financeiro deve levar em consideração múltiplos fatores, especialmente, socioeconômicos e demográficos”. Da mesma forma, Chien *et al.* (2001, p. 166) afirmam que as variáveis demográficas, variáveis econômicas, atitude de crédito e prática de crédito influenciariam a satisfação financeira.

O endividamento possui diversas facetas, destacando a importância dos fatores socioeconômicos e demográficos nesse fenômeno. Evidencia-se a complexidade do endividamento, influenciado principalmente pelo aumento do crédito. Além disso, ressalta-se a relevância da educação financeira na prevenção do endividamento excessivo e na promoção de uma gestão financeira saudável. A falta de controle orçamentário e a ausência de estratégias financeiras também são apontadas como possíveis impulsionadores do endividamento. Portanto, o estudo do endividamento se mostra essencial para compreender e abordar de maneira eficaz os desafios financeiros enfrentados pelos indivíduos.

2.5.1 Determinantes comportamentais

Potrich *et al.* (2016, p. 6) destacam a relevância de dois principais elementos comportamentais que podem estar correlacionados à propensão ao endividamento: o materialismo e os impulsos de compra compulsiva. Desta forma, pessoas com uma mentalidade mais voltada para o materialismo tendem a ser mais inclinadas a buscar crédito para consumo, demonstrando uma postura mais favorável em relação ao endividamento. E a compra compulsiva, como um comportamento, desempenha um papel significativo na predisposição ao endividamento, sendo a consequência primária desse comportamento a maior inclinação a contrair dívidas.

Nessa linha, a pesquisa de Souza *et al.* (2023) identificou que o comportamento materialista é um dos indicadores para o endividamento e inadimplência. Por outro lado, o

autocontrole surge como um fator que reduz a probabilidade de inadimplência. Esses achados ressaltam a importância do autocontrole, sugerindo que a prática de economizar dinheiro efetivamente diminui o risco de inadimplência.

Vieira, Flores e Campara (2014, p. 187) afirmam que para a compreensão do comportamento dos indivíduos faz-se necessário conhecer “a fase do ciclo de vida que se encontram os indivíduos, sendo importante relacionar aspectos como idade, estado civil, escolaridade, renda entre outros a propensão ao endividamento”.

Ainda na questão comportamental, Flores, Vieira e Coronel (2013, p. 15) oferece perspectivas interessantes sobre os possíveis comportamentos financeiros dos servidores públicos em relação ao endividamento, mediante dois pontos de vista. A primeira sugere que os funcionários públicos possuem uma menor propensão ao endividamento devido ao seu perfil conservador e à busca por estabilidade profissional. A segunda hipótese argumenta que, graças à segurança proporcionada pela estabilidade de renda, os funcionários públicos podem, de fato, ter uma propensão ao endividamento superior, já que têm menos preocupações com a instabilidade financeira.

Neste contexto, Flores, Vieira e Coronel (2013, p. 15), através de uma investigação qualitativa e de uma aplicação quantitativa, considera duas hipóteses: o funcionário público apresentaria baixa propensão ao endividamento por ser um indivíduo mais conservador; o funcionário público apresentaria baixa propensão ao endividamento graças à segurança de sua renda, apresentando maiores níveis de investimento e um comportamento mais tendente ao risco. Adicionalmente, os autores apontaram como variáveis comportamentais de propensão ao endividamento (dependente) as seguintes variáveis independentes: percepção de risco, comportamento de risco, materialismo e educação financeira.

Seguindo essa linha, ao analisar o endividamento por gênero, Flores *et al.* (2016, p. 15), apresentam que o endividamento pessoal pode ser entendido em uma perspectiva comportamental, com base no conceito de atitude como preditor ao endividamento. A propensão ao endividamento foi analisada a partir da percepção de risco, comportamento de risco, educação financeira, emoções, materialismo e valores do dinheiro. Entretanto, as autoras afirmam que, em relação ao gênero há uma relação incerta com a propensão ao endividamento.

2.5.2 Determinantes socioeconômicos e demográficos

Bonomo, Mainardes e Lauret (2017, p. 55) adiciona a compra por impulso às variáveis demográficas (idade, sexo, tamanho da família, educação etc.) e aos fatores econômicos (como renda, empregabilidade, risco, taxas de juros etc.) que possuem relações com os níveis de

endividamento (Campbell, 2006) ao buscar analisar a relação entre compra por impulso com o comprometimento da renda e o endividamento.

Flores (2012) investigou 15 variáveis para compreender a inclinação ao endividamento, são elas: idade, gênero, estado civil, dependentes, filhos, habitação, nível de instrução, fé, crenças religiosas, etnia, ocupação, renda familiar, uso de cartão de crédito, dependência de crédito e padrão de gastos. Os resultados dos testes estatísticos indicaram diferenças significativas no endividamento com base em fatores como idade, gênero, estado civil, nível de instrução, religião, crenças religiosas, ocupação, renda, uso de crédito, dependência de crédito e padrão de gastos. É notável no referido estudo uma maior propensão ao endividamento entre viúvos, solteiros e separados, bem como entre indivíduos do sexo masculino, com menos de 30 anos, e com renda inferior a um salário-mínimo. Além disso, aqueles com uma renda superior a vinte salários-mínimos também apresentaram uma inclinação maior ao endividamento.

Nesse contexto, é relevante mencionar a pesquisa de Vieira, Flores e Campara (2014). Foram apontados diversos estudos sobre os determinantes da propensão ao endividamento que serviram de base teórica:

Na literatura, diversos estudos buscam entender os determinantes da propensão ao endividamento dos indivíduos. Assim, observou-se que variáveis pessoais como escolaridade (Ponchio, 2006; Gathergood, 2012; Keese, 2012), idade (Ponchio, 2006; Worthy *et al*, 2010; Sevim *et al*, 2012), religião (Davies & Lea, 1995), estado civil (MendesDa-Silva *et al*, 2012, Keese, 2012), renda (Zerrenner, 2007; Bricker & Kennickell, 2012) e ocupação (Keese, 2012, Chien & Devaney, 2001; Baek & Hong, 2004) seriam determinantes para propensão ao endividamento (Vieira; Flores; Campara, 2014, p. 184).

De acordo com Vieira, Flores e Campara (2014), os grupos mais propensos ao endividamento são pessoas solteiras e viúvas, com baixa escolaridade (até o ensino médio), desempregadas, de baixa renda, sem filiação religiosa, mais jovens (até 22 anos) e que gastam mais do que ganham. Esses resultados destacam a influência das variáveis socioeconômicas na inclinação ao endividamento. Portanto, essas informações possibilitam a identificação do perfil das pessoas mais suscetíveis à dívida, permitindo o desenvolvimento de iniciativas públicas direcionadas a esses grupos.

Potrich *et al*. (2016) ressaltam a importância dos fatores socioeconômicos e demográficos na compreensão da propensão ao endividamento. Os resultados apontaram que enquanto o impacto do gênero ainda gera debates, ficou evidente que os mais jovens são mais propensos a se endividar. Além disso, o estudo concluiu que famílias com mais crianças tendem a acumular mais dívidas em comparação com aquelas com mais adultos e, em termos de

escolaridade, os mais instruídos tendem a assumir dívidas menores. Por fim, foi apresentado que aqueles com menor renda estão mais suscetíveis ao endividamento. Portanto, Potrich *et al.* (2016) apontam que pessoas com dependentes, desempregadas, de menor idade, escolaridade e renda familiar também mostram uma inclinação mais acentuada ao endividamento.

Campara, Vieira e Ceretta (2017, p. 10) apresentam a influência das variáveis socioeconômicas sobre a atitude ao endividamento. Com relação ao gênero, os homens possuem uma maior propensão ao endividamento. As demais variáveis, como idade e renda, não demonstraram uma influência significativa na propensão ao endividamento e, por conseguinte, foram excluídas do modelo pelos autores.

Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023) examinaram como as características sociodemográficas afetam o endividamento de servidores públicos, com foco no uso de crédito consignado pelos funcionários do FNDE de 2013 a 2019. Concluíram que pessoas mais jovens, com mais dependentes, renda real mais alta, que estão na situação funcional de servidores ativos e que pagam pensão alimentícia têm maior probabilidade de ter empréstimos. Em contraste, as mulheres tendem a evitar empréstimos. Em relação ao estado civil, os indivíduos casados são mais propensos a contrair empréstimos do que os solteiros. Além disso, os autores introduziram a variável de dedução de pensão alimentícia, indicando que quem paga pensão alimentícia é mais inclinado a adquirir empréstimos, o que, segundo eles, está ligado tanto à menor disponibilidade de renda quanto às responsabilidades com dependentes e estado civil.

Neste contexto, este estudo visa aprofundar a análise das conexões entre variáveis como escolaridade, idade, religião, estado civil, renda, ocupação, gênero, número de dependentes, situação funcional e dedução de pensão alimentícia. O objetivo é validar ou ajustar as relações identificadas na literatura sobre servidores públicos militares e expandir o modelo existente, considerando outros fatores influenciadores, como as consignações para o Fundo de Saúde dos militares. Estas consignações, tal como os descontos de pensão alimentícia e crédito consignado, diminuem desproporcionalmente a renda líquida, afetando apenas uma parcela dos servidores.

Com exceção da ocupação, tendo em vista que a população desse estudo é composta por servidores públicos e entre eles a estabilidade ocupacional tende a reduzir a necessidade de endividamento, além de não ser possível comparar com indivíduos não ocupados, obviamente.

O estudo também analisa características específicas dos servidores militares, como a posição hierárquica (oficiais ou praças), a dedução de indenização do Fundo de Saúde do CBMDF para pagar por gastos de seus dependentes de forma coparticipativa e a obtenção de

rendimentos extras por GNFE, GSV ou PTTC, que afetam grupos específicos dentro da população estudada.

O quadro 2 é uma síntese do referencial teórico no qual são apresentadas as relações esperadas, considerando os achados da literatura em torno das variáveis que influenciam à propensão ao endividamento.

Quadro 2 - Variáveis socioeconômicas e demográficas da propensão ao endividamento

Variáveis	Relações esperadas	Referência
Escolaridade	Quanto menor o grau de escolaridade do indivíduo maior é sua tendência a assumir dívidas.	Vieira, Flores e Campara (2014); Potrich <i>et al.</i> (2016)
Idade	Indivíduos mais velhos apresentam menor probabilidade de assumir dívidas.	Vieira, Flores e Campara (2014); Potrich <i>et al.</i> (2016); Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023)
Religião	Indivíduos sem religião são mais propensas ao endividamento.	Vieira, Flores e Campara (2014)
Estado civil	Uma maior propensão ao endividamento entre viúvos, solteiros e separados.	Flores (2012);
	Indivíduos solteiros e viúvos são os que apresentam maiores níveis de endividamento.	Vieira, Flores e Campara (2014)
	Indivíduos casados são mais propensas ao endividamento.	Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023)
Renda	O endividamento é superior entre as famílias com menor nível de renda.	Flores (2012); Vieira, Flores e Campara (2014); Potrich <i>et al.</i> (2016)
	Indivíduos com maior renda são mais propensas ao endividamento.	Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023)
Ocupação	Indivíduos desempregados apresentam maior probabilidade de endividar-se.	Vieira, Flores e Campara (2014); Campara, Vieira e Ceretta (2016)
Número de dependentes	Indivíduos com um ou mais dependentes são menos suscetíveis ao endividamento.	Vieira <i>et al.</i> (2014)
	Indivíduos com um ou mais dependentes são mais suscetíveis ao endividamento.	Potrich <i>et al.</i> (2016); Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023)
Gênero	Indivíduos homens são mais propensas ao endividamento Indivíduos mulheres são menos propensas ao endividamento.	Flores (2012); Flores <i>et al.</i> (2016); Campara, Vieira e Ceretta (2016); Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023)
	Indivíduos mulheres são mais propensas ao endividamento	Potrich <i>et al.</i> (2016)
Situação funcional	Os servidores ativos têm uma maior probabilidade de contratar o crédito consignado quando comparado aos servidores aposentados.	Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023)
Dedução de pensão alimentícia	Indivíduos que deduzem pensão alimentícia são mais propensas ao endividamento.	Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023)

Fonte: elaboração própria.

Assim, baseando-se nas conclusões dos autores do referencial teórico e nas características específicas da população estudada, essa pesquisa verifica as seguintes hipóteses para servidores públicos militares:

H1: Indivíduos com menor grau de escolaridade são mais propensos ao endividamento.

H2: Indivíduos mais velhos são mais propensos ao endividamento.

H3: Indivíduos sem religião são mais propensos ao endividamento.

H4: Indivíduos casados são mais propensos ao endividamento.

H5: Indivíduos do gênero masculino são mais propensos ao endividamento.

H6: Indivíduos ativos são mais propensos ao endividamento.

H7: Indivíduos com dependentes são mais propensos ao endividamento.

H8: Indivíduos com renda mais baixa são mais propensos ao endividamento.

H9: Indivíduos com dedução de pensão alimentícia são mais propensos ao endividamento.

H10: Indivíduos com dedução de indenização do Fundo de Saúde são mais propensos ao endividamento.

H11: Indivíduos na carreira militar de oficial são menos propensos ao endividamento.

H12: Indivíduos com rendimentos extras são menos propensos ao endividamento.

H13: Indivíduos com cursos de especialização são menos propensos ao endividamento.

H14: Indivíduos de cor branca são menos propensos ao endividamento.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo são descritos os procedimentos e abordagens que foram adotados para atingir os objetivos estabelecidos nesta pesquisa.

3.1 Tipo de pesquisa

Esta pesquisa, segundo sua finalidade, é aplicada, pois, diferentemente da pesquisa básica, que visa o desenvolvimento de teorias ou a aglutinação de estudos para completar uma lacuna do conhecimento, este estudo “abrange estudos elaborados com a finalidade de resolver problemas no âmbito das sociedades em que os pesquisadores vivem” (Gil, 2010, p. 26).

A abordagem adotada para esta pesquisa é quantitativa, de natureza explicativa e descritiva, pois visa analisar as relações entre variáveis dependentes e independentes que influenciam o endividamento por meio de consignações de militares ativos e inativos do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal. Segundo Creswell (2007, p. 107), “o projeto de uma declaração de objetivo quantitativa começa com a identificação das variáveis propostas para um estudo (...) para localizar e especificar como as variáveis serão mensuradas ou observadas”.

Além disso, a pesquisa busca caracterizar o perfil da população estudada por meio de método estatístico, que fornece uma descrição quantitativa da sociedade, considerada como um todo organizado (Marconi; Lakatos, 2017).

A pesquisa foi realizada no âmbito do CBMDF, com a parte prática de coleta de dados definida como documentação indireta, abrangendo a pesquisa documental e a bibliográfica, esta última por ser “um apanhado geral sobre os principais trabalhos já realizados, revestidos de importância, por serem capazes de fornecer dados atuais e relevantes relacionados com o tema” (Marconi; Lakatos, 2017).

O Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal possui diversos sistemas para controle de pessoal e seus dependentes, todos utilizam um único Sistema de Gerenciamento de Banco de Dados (SGBD), que é o PostGreSQL na versão 16.0.

As fontes primárias para a realização dessa pesquisa são compostas pelos seguintes sistemas e suas respectivas bases de dados: o SIAPE, que processa a folha de pagamento de servidores, o Sistema de Gestão e Controle de Pessoal (GECOP), o sistema de Gestão de Dependentes e Pensionistas (GEDEP) e o Sistema de Capacitação (SICAP).

EMG, com o apoio do Departamento de Recursos Humanos – DERHU e Comando Geral. A DIGEP tem como atribuições, dentre outras, as atividades de gestão de pessoal, na ordenação de despesas de verbas de natureza remuneratória e indenizatória, com o pagamento de remuneração e proventos, para militares ativos e inativos, respectivamente, além de atividades referentes ao cadastro e controle de informações pessoais dos militares.

3.3 Participantes da pesquisa

Segundo Marconi e Lakatos (2017), o universo ou população é o conjunto de seres animados ou inanimados que apresentam pelo menos uma característica em comum, delimitado pela enumeração suas características comuns, como organização a que pertencem.

Esta pesquisa é censitária, ao abranger a totalidade dos componentes do universo (Marconi; Lakatos, 2017). Segundo Fávero e Belfiore (2014), “uma população pode ser definida como a totalidade de todas as observações possíveis sobre medidas ou ocorrências”, nesse sentido, a descrição da população está delimitada a todo o efetivo de servidores públicos militares ativos e inativos do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal.

3.4 Instrumentos de coleta de dados

A pesquisa documental foi realizada referente ao período de janeiro de 2009 a dezembro de 2023, no SIAPE, GECOP, GEDEP e SICAP, sistemas de gestão e processamento, que contém informações pessoais relativas às consignações e variáveis socioeconômicas e demográficas.

A extração de informações do SIAPE foi realizada por servidores militares legalmente autorizados no sistema e lotados nas Seção de Pagamento (SEPAG) da DIGEP, diretoria de ativos, mas que tem acesso aos dados de inativos, tendo em vista o que concerne o art. 31 da Lei de Acesso à Informação (LAI), Lei nº 12.527/11 em relação ao nível de acesso:

Art. 31. O tratamento das informações pessoais deve ser feito de forma transparente e com respeito à intimidade, vida privada, honra e imagem das pessoas, bem como às liberdades e garantias individuais.

§ 1º As informações pessoais, a que se refere este artigo, relativas à intimidade, vida privada, honra e imagem:

I – [...], a agentes públicos legalmente autorizados e à pessoa a que elas se referirem; [...] (Brasil, 2011).

A extração de informações do demais banco de dados dos sistemas GECOP, GEDEP e SICAP foi realização por servidores militares da Seção de Governança de Dados do EMG e manipulados no *datawarehouse*, criado para integrar as bases de dados para a utilização pelo

Business Intelligence Corporativo (BI). Este *datawarehouse* atualmente está no SQL Server, na versão 2022.

3.5 Procedimentos de coleta de dados

Os dados financeiros foram coletados diretamente no portal de serviços do SIAPE, o SIAPEnet, pelo módulo do órgão. Nessa plataforma de acesso controlado, o contador da Seção de Pagamentos do CBMDF, que possui o login de acesso e a certificação digital, definiu as rubricas, as variáveis e período para extração, criando dois modelos de relatórios gerenciais distintos, um contendo as rendas brutas e líquidas e outro com os descontos e rendimentos que são de interesse dessa pesquisa, que pelo volume de dados, cada um foi gerado somente com informações de dois meses por vez, devido a limitação do sistema em finalizar o processamento, resultando no total de 180 arquivos do tipo CSV (Valores Separados por Vírgula), 90 de cada relatório.

Esses arquivos foram encaminhados ao Estado Maior Geral do CBMDF para o setor de Gestão de Negócios para manipular e agregar as demais variáveis alvos da pesquisa, constantes nas demais bases de dados. Inicialmente esses arquivos foram mesclados, gerando um único arquivo de renda e outro de rendimentos e descontos para importação num Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGDB), o *SQL Server Management Studio 20 (SSMS)*. Considerando o CPF como a chave primária para mesclar as informações, outras tabelas foram sendo consultas e extraídas do GECOP, GEDEP e SICAP para compor o banco de dados da pesquisa.

Entretanto, pelo grande volume de períodos, 15 anos, de servidores militares, cerca de 11,5 mil, e de variáveis, o processamento de tantas informações demandou muito tempo para consolidar os dados da pesquisa na *datawarehouse* do *Business Intelligence* Corporativo. Por isso, antes de finalizar a consolidação de todas essas informações no banco de dados do CBMDF, optou-se por realizar consultas das variáveis nas diversas tabelas de bancos de dados e exportar as informações em CSV. Com esses arquivos, passou-se para a etapa de preparação de dados.

3.6 Preparação dos dados

Após recebimento de múltiplos arquivos do tipo CSV, a ferramenta Stata/SE 16.1 foi utilizada para preparação final dos dados e posteriormente para a estimação dos modelos de regressão logística. Essa ferramenta é amplamente reconhecida por suas capacidades analíticas avançadas e robustez na execução de modelos econométricos, considerado por Fávero e

Belfiore (2017) o software mais adequado para a estimação de modelos de regressão para dados em painel, além de possuir uma interface amigável, que facilita a análise estatística detalhada e a validação dos modelos.

Diversas manipulações foram necessárias para consolidar os dados de arquivos diferentes, além da própria importação de diversos arquivos para mesclagem, houve a criação de uma variável de tempo t para a sequência temporal de 180 períodos, de doze meses de cada um dos quinze anos e o identificador id de cada indivíduo das observações do banco. Considerando a Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD), Lei nº 13.709/2018, que tem como seu fundamento o respeito à privacidade dos dados pessoais (Brasil, 2018), dispostos em meio físico ou digital, os procedimentos de coleta de dados adotados nesta pesquisa garantiram a privacidade e a confidencialidade das informações coletadas, por meio da inserção de um código de identificação aleatório (id), executado por um comando no Stata, ao inserir as informações extraídas do SIAPE, GECOP, GEDEP e SICAP.

Especificamente quanto ao número de dependentes ao longo dos 15 anos de interesse, não havia informação de forma dieta, nem em sistema do CBMDF, tampouco no SIAPE. Foi necessário calcular com base no valor de desconto de cada militar ao mês o que correspondia a cada dependente. Esse valor de desconto fixo por dependente de acordo com o posto ou graduação está definido na Portaria n.º 25/06 do CBMDF, que regula o Fundo de Saúde do CBMDF.

Os dados financeiros foram deflacionados, a fim de se ajustar os valores nominais das variáveis para refletir o valor real, eliminando o efeito da inflação, para comparar os rendimentos e descontos ao longo do tempo. Para deflacionar salários foi utilizado o Índice Geral de Preços - Disponibilidade Interna (IGP-DI) que, de acordo com a Fundação Getúlio Vargas (FGV), é um dos principais indicadores econômicos utilizados no Brasil para medir a variação de preços de uma ampla gama de produtos e serviços. Calculado mensalmente pela FGV, o IGP-DI é composto por três subíndices: o Índice de Preços ao Produtor Amplo (IPA), o Índice de Preços ao Consumidor (IPC) e o Índice Nacional de Custo da Construção (INCC). Cada um desses subíndices tem um peso específico na composição do IGP-DI, refletindo diferentes aspectos da economia. Os dados com o mês de agosto de 1994 como base, que foi transformada para janeiro de 2009, período inicial deste estudo e de acordo com o ano e mês, foram mesclados na base de dados principal para execução do comando que gerasse novas variáveis com valores reais, com base nos valores nominais já importados no banco, tanto para rendimentos como para os descontos.

Certos dados de variáveis discretas e contínuas, como a idade e renda, foram categorizados em faixas para facilitar extrações de dados para análise. Quanto às variáveis do tipo *dummy*, estas foram reagrupadas e geradas de forma automática por um comando no Stata. Por fim, as variáveis criadas foram reordenadas no Stata, a fim de facilitar os comandos para as análises necessárias. No Apêndice E são apresentados os comandos do arquivo *Do-File* do Stata utilizado para preparo dos dados e modelagem de estatísticas e regressões.

Já com todos os dados consolidados em um único arquivo tipo CSV, exportado do Stata, o *SSMS* foi utilizado para manipulação e gestão eficiente dos dados na geração de informações para elaboração de tabelas e gráficos. Isso considerando a impossibilidade de gerenciar os dados desta pesquisa em planilhas como do Excel e Google Planilhas, por exceder o limite máximo de células e linhas dessas plataformas e softwares. Por isso, o *SSMS* foi escolhido, pois permite organizar e gerenciar grandes volumes de dados com precisão, facilitando a execução de consultas complexas e a preparação dos dados para análise subsequente, como executar consultas SQL complexas para filtrar, agrupar e transformar os dados conforme necessário. No Apêndice F são apresentados alguns exemplos de algorítmicos do *SQL Server (SSMS)* empregados na extração de dados para as análises dessa pesquisa.

Posteriormente, o software Excel da Microsoft foi utilizado para complementar a análise descritiva, após o resumo dos dados por meses ou anos, por exemplo, gerados no próprio *display* do *SSMS*, em que foram copiados para manipulação no Excel, por facilitar a criação de tabelas de resumo estatístico e gráficos adicionais.

3.7 Análise das informações

Para a realização desse estudo, foi utilizada uma abordagem multifacetada de análise de dados, que incluiu a análise descritiva e a estimação de modelos econométricos de regressão logística em painel de dados.

3.7.1 Análise descritiva

A análise descritiva é uma etapa importante que visa resumir e descrever as características principais dos dados, fornecendo uma visão clara e compreensível das tendências e padrões presentes. Segundo Fávero e Belfiore (2017), a estatística descritiva descreve e sintetiza as características principais observadas em um conjunto de dados por meio de tabelas, gráficos e medidas-resumo, permitindo ao pesquisador melhor compreensão do comportamento dos dados.

Esta análise inclui a geração de medidas estatísticas como média, mediana, desvio padrão, bem como a criação de gráficos e tabelas para ilustrar a distribuição e a relação entre as variáveis. O objetivo é identificar o perfil da população, comportamentos, detectar outliers e compreender melhor a estrutura dos dados antes de avançar para análises mais complexas.

3.7.2 Modelo longitudinal logístico para dados em painel

Para a análise e interpretação das informações, optou-se pelo emprego do modelo longitudinal de regressão logística binominal, a fim de se verificar a relação entre as variáveis independentes e a variável dependente, na probabilidade de endividamento por meio de deduções de créditos consignados, com dados em painel.

Fávero e Belfiore (2014) destaca que os modelos de dados em painel, que combinam informações de várias *cross-sections* ao longo do tempo, são valiosos para analisar fenômenos influenciados tanto por diferenças individuais quanto pela evolução temporal. Eles permitem controlar a heterogeneidade individual, medindo os efeitos das diferenças entre cada observação e possibilitam acompanhar a evolução das variáveis ao longo do tempo para cada indivíduo.

Além disso, a inclusão da dimensão *cross-section* em estudos temporais aumenta a quantidade de informação, a variabilidade dos dados, contribuindo para reduzir problemas de multicolinearidade entre as variáveis, com maior número de graus de liberdade, o que resulta em uma estimação mais eficiente dos parâmetros do modelo (Fávero; Belfiore, 2014).

3.7.2.1 Regressão logística binomial

Conforme mencionado por Fávero e Belfiore (2014), na regressão logística binomial, a variável dependente é uma variável binária, codificada como 0 e 1. Devido à natureza binária da variável dependente, a regressão logística apresenta pressupostos mais flexíveis comparados aos da regressão linear tradicional.

Na regressão logística, o objetivo é determinar a probabilidade de ocorrência de um evento específico com base nas variáveis explicativas (Fávero e Belfiore, 2014). E a chance de ocorrência de um evento é expressa como $\frac{p}{1-p}$. O modelo de regressão logística é formulado conforme se segue:

$$\ln(\text{chance}) = Z = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (1)$$

Ao se desenvolver a equação, chega-se a:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k)}} \quad (2)$$

Onde:

- Z é conhecido como *logito*;
- p é a probabilidade estimada do evento de interesse ocorrer;
- x_i são as variáveis explicativas (com $i = 1, 2, \dots, k$);
- α e β são os parâmetros do modelo.

Conforme descrito por Fávero e Belfiore (2014), os valores estimados na regressão logística não seguem uma linha reta, mas sim uma curva senoidal em forma de S, com valores restritos ao intervalo entre 0 e 1. A regressão logística não prevê diretamente os valores da variável dependente; em vez disso, estima a probabilidade da ocorrência de um dos dois valores possíveis da variável dependente, que representam um evento específico.

3.7.2.2 Modelo empírico

O que diferencia a regressão logística binária dos modelos logísticos para dados em painel é o fator tempo. Assim sendo, Fávero e Belfiore (2017) apresenta a expressão geral da chance de ocorrência do evento em estudo para um determinado indivíduo i em um específico instante de tempo t , representado por $Y_{it} = 1$, definida de acordo como segue:

$$\ln(\text{chance}_{Y_{it}=1}) = \alpha_i + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit} \quad (3)$$

que resulta na seguinte expressão de probabilidade de ocorrência do evento de interesse:

$$p_{it} = \frac{e^{(\alpha_i + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit})}}{1 + e^{(\alpha_i + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit})}} \quad (4)$$

E que leva em conta parâmetros estimados através da maximização do logaritmo da função de verossimilhança, de acordo com Fávero e Belfiore (2017), cuja expressão é reproduzida a seguir para as situações em que existem dados em painel:

$$LL = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \left\{ \left[(Y_{it}) \cdot \ln \left(\frac{e^{(\alpha_i + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit})}}{1 + e^{(\alpha_i + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit})}} \right) \right] + \left[(1 - Y_{it}) \cdot \ln \left(\frac{1}{1 + e^{(\alpha_i + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit})}} \right) \right] \right\} \quad (5)$$

Uma das abordagens para se estimar os parâmetros (coeficientes β) por meio da máxima verossimilhança é o método conhecido como *Pooled Logit*, que considera a base de dados como uma grande *cross-section*. No entanto, assim como na estimação por *POLS (Pooled Ordinary Least Squares)*, é necessário considerar a existência de erros-padrão robustos com agrupamento por indivíduo para controlar a correlação dos termos de erro ao longo do tempo para um dado indivíduo (Fávero; Belfiore, 2017).

Além disso, Fávero e Belfiore (2017) afirmam que é possível considerar correlações iguais, mas diferentes de zero, entre os termos de erro provenientes de períodos de tempo distintos, o que é abordado na estimação conhecida como *PA (Population-Averaged Estimation)*. Essas estimativas, tanto a *Pooled Logit* quanto a *PA*, fazem parte do que é denominado *GEE (Generalized Estimating Equations)*.

Os parâmetros do modelo proposto na equação de probabilidade de ocorrência do evento de interesse p_{it} , da mesma forma que nos modelos lineares, podem ser estimados utilizando os métodos de efeitos fixos ou efeitos aleatórios, dependendo se α_i é tratado como um efeito fixo ou aleatório, respectivamente (Fávero; Belfiore, 2017).

Corroborando com isso, Januzzi et al. (2011) explicam que, no modelo de efeito aleatório, o termo constante (α_i) não é tratado como um parâmetro fixo, mas sim como um parâmetro aleatório que não pode ser observado diretamente. Diferentemente dos modelos de efeitos fixos, onde as variações entre os indivíduos são refletidas na parte constante do modelo, apesar de se manterem fixos ao longo do tempo, os modelos de efeitos aleatórios atribuem essas variações ao termo de erro.

Dessa forma, optou-se pela estimativa de modelos longitudinais logísticos para dados em painel, pelos métodos *Pooled Logit*, *PA* e por estimativas baseadas em efeitos fixos e aleatórios, com variáveis relacionadas às consignações, socioeconômicas e demográficas (Gujarati; Porter, 2011; Fávero; Belfiore, 2017).

Considerando o exposto, aplicou-se a expressão matemática proposta por Fávero e Belfiore (2017) na equação 6, a fim de investigar como essas variáveis influenciam a probabilidade de um servidor militar possuir ou não uma dedução de crédito consignado em seu contracheque, como proxy para o endividamento.

O modelo probabilístico é estimado por meio de uma abordagem qualitativa dicotômica, com variáveis explicativas levantadas no referencial teórico (Quadro 2), acrescidas de variáveis específicas de militares, dado pela expressão de probabilidade de ocorrência do evento de interesse:

$$p_{(\text{ICCons}_1=1|x_{it})} = \frac{e^z}{1 + e^z}, \text{ considerando}$$

$$z = \alpha_i + \beta_1 Ec_{it} + \beta_2 I_{it} + \beta_3 Rl_{it} + \beta_4 C_{it} + \beta_5 G + \beta_6 S_{it} + \beta_7 D_{it} + \beta_8 R_{it} + \beta_9 Pa_{it} + \beta_{10} F_{it} + \beta_{11} PO_{it} + \beta_{12} GSV_{it} + \beta_{13} GNFE_{it} + \beta_{14} PTT C_{it} + \beta_{15} CEsp_{it} + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

Onde:

- p é a probabilidade estimada do evento de interesse ocorrer, com $\text{ICCons}_1_{it} = 1$, que indica que o servidor público militar adquiriu crédito consignado.
- z representa a função de ligação canônica, o *logito*.
- $i = 1, \dots, n$ representa cada unidade analisada, militares do CBMDF.
- $t = 1, \dots, 180$ indica o período de coleta dos dados, entre os meses de janeiro de 2009 (1) e dezembro de 2023 (180). Não são necessariamente iguais para todos os indivíduos (painel desbalanceado).
- α representa os termos do intercepto do modelo, captura as características das variáveis de referência, pode assumir efeitos fixos ou aleatórios.
- β_j ($j = 1, 2, \dots, k$) representa os coeficientes de cada variável explicativas e correspondem aos parâmetros a serem estimados.
- ε_{it} representa os termos de erro idiosincrático.

E as variáveis independentes (métricas ou *dummies*) que variam entre indivíduos e ao longo do tempo (X_{jit}) são:

- Ec_{it} é uma variável dummy para representar a escolaridade do servidor militar
- I_{it} é a variável que representa a idade do servidor militar.
- Rl_{it} é uma variável dummy para representar a religião do servidor militar.
- C_{it} é uma variável dummy para representar o estado civil do servidor militar.
- G_{it} é uma variável dummy para representar o gênero do servidor militar.
- S_{it} é uma variável dummy que representa a situação funcional do servidor militar.
- D_{it} é uma variável que representa o número de dependentes do servidor militar.
- R_{it} é a variável que representa a renda mensal média do servidor militar.
- Pa_{it} é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não desconto de pensão alimentícia.

- F_{it} é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não desconto de Fundo de Saúde.
- PO_{it} é a variável dummy para representar a carreira do servidor militar, de oficial ou praça.
- GSV_{it} é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não rendimento de GSV.
- $GNFE_{it}$ é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não rendimento de GNFE.
- $PTTC_{it}$ é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não rendimento de PTTC.
- $CEsp_{it}$ é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não curso de especialização.

A Ocupação é única exceção que não está sendo aplicada ao modelo e consta no Quadro 2, que apresenta as variáveis socioeconômicas e demográficas que influenciam na propensão ao endividamento. Vieira, Flores e Campara (2014) e Campara, Vieira e Ceretta (2016) concluíram que a indivíduos desempregados apresentam maior probabilidade de endividar-se. Entretanto, como a população em estudo são os servidores públicos militares do CBMDF da ativa e da reserva, não há indivíduos que se enquadrem nesse perfil apresentado pelos autores.

Além das variáveis explicativas propostas pelo referencial teórico, houve o acréscimo de outras variáveis cadastrais e financeiras, algumas peculiares ao serviço militar, de caráter socioeconômica e demográfica, que podem ser testadas para ajudar a compor melhor o modelo econométrico proposto, são elas: consignado de indenização do Fundo de Saúde, a raça ou etnia, a carreira militar (oficial ou praça), o pagamento de indenização ao Fundo de Saúde por utilização do Sistema de Saúde do CBMDF por dependentes do militar, o recebimento de GNFE ou de GSV, os rendimentos por PTTC e os cursos de especialização que possibilitam ao militar se voluntariar para o serviço na sua folga e receber a GSV.

Considerando que no estudo de Gonçalves (2021) foram encontradas similaridade entre os métodos utilizados *probit* e *logit* para dados em painel, fato que corrobora com Gujarati e Porter (2011), ao destacar a equivalência dos dois modelos, diferenciando-se apenas na rapidez ao se aproximarem de 0 ou 1 da curva *s*, sendo mais rápido o modelo *probit*, optou-se nesta pesquisa, conforme já mencionado, somente o emprego do método *logit*.

Para a análise proposta, é utilizada uma base de dados em painel, que é caracterizada por observações de múltiplas de indivíduos ao longo de vários períodos. Especificamente, a

base de dados é desbalanceada, significando que nem todos os indivíduos têm observações para todos os períodos, o que pode ocorrer devido a dados faltantes ou à entrada e saída de indivíduos ao longo do tempo. Além disso, trata-se de um painel curto, pois há um grande número de indivíduos (N), com cerca de 11,5 mil indivíduos, observados ao longo de poucos períodos de tempo (T), neste caso foram 180 meses, período compreendido entre janeiro de 2009 a dezembro de 2023 (Fávero; Belfiore, 2017).

E estimação se faz de forma estática, ou seja, sem incluir defasagens da variável dependente (Silva, 2010). Este modelo examina a relação contemporânea entre as variáveis independentes e a probabilidade do evento de interesse, capturando as variações entre os indivíduos, sem considerar a dependência temporal, isto é, observando como essas relações variam entre os diferentes indivíduos estudados, sem considerar como os valores passados da variável dependente poderiam influenciar seu valor atual, sem defasagens da variável dependente.

3.7.2.3 Testes e medidas de qualidade

Nos modelos logísticos com dados em painel para diferentes métodos, incluindo *Pooled Logit*, *PA Logit*, Efeitos Fixos e Aleatórios, são empregadas várias ferramentas estatísticas e medidas de qualidade para avaliar a robustez e a significância dos resultados.

3.7.2.3.1 Análise de covariância

Fávero e Belfiore (2017) argumentam que um modelo longitudinal de regressão pode simultaneamente incorporar diversas variáveis explicativas X_j (onde $j = 1, 2, \dots, k$). Eles enfatizam que a análise da decomposição de variância de cada variável é essencial para estabelecer um diagnóstico preliminar, o que é crucial para a adequada estimação dos parâmetros do modelo. Os autores consideram que:

A variação ao longo do tempo para dado indivíduo é conhecida por variação *within* e a variação entre indivíduos é chamada de variação *between*. A variação *overall* (geral), portanto, pode ser definida como sendo a discrepância que existe em determinado dado de um indivíduo num instante de tempo em relação a todos os demais dados daquela mesma variável para a base completa, e pode ser decomposta nas variações ao longo do tempo para cada indivíduo (*within*) e entre indivíduos (*between*) (Fávero; Belfiore, 2017).

Entretanto, enquanto o teste F é empregado em modelos de regressão onde a variável dependente é quantitativa, resultando na decomposição de variância, o teste χ^2 (qui-quadrado)

é mais apropriado para modelos estimados pelo método da máxima verossimilhança, como os modelos de regressão logística (Fávero; Belfiore, 2017).

3.7.2.3.2 Teste da Razão de Verossimilhança

Conforme descrito por Fávero e Belfiore (2014), para avaliar a qualidade de ajuste do modelo é utilizado o teste da razão da verossimilhança - *LR test*, semelhante ao teste F da regressão linear. Esse teste utiliza uma estatística com distribuição do qui-quadrado ($\chi^2 = -2(LL_0 - LL_{m\acute{a}x})$) para verificar a significância conjunta das variáveis explicativas. As hipóteses testadas são as seguintes:

- H0: todos os parâmetros β são iguais a zero.
- H1: pelo menos um parâmetro β é diferente de zero.

Caso o $\chi^2 < 0,05$ de nível de significância conjunta das variáveis explicativas, rejeita-se a hipótese nula, de que todos os parâmetros β são iguais a zero, e se conclui que o modelo é estatisticamente significativo, em que pelo menos um parâmetro β é diferente de zero.

3.7.2.3.3 Estatística Pseudo R²

O Pseudo R² é uma medida de ajuste comumente utilizada em modelos logísticos para avaliar o poder explicativo do modelo. Embora seja semelhante ao R² da regressão linear, sua interpretação é mais restrita comparar diferentes modelos de regressão logística e há outro critério mais adequado à escolha do melhor modelo, o qual se refere à maior área abaixo da curva ROC. Não há decisão direta associada a este teste, mas valores mais altos indicam um melhor ajuste do modelo, mas é preferível a análise da eficiência global do modelo em regressões logísticas, definida com base na determinação de um ponto de corte (*cutoff*). (Fávero; Belfiore, 2014).

3.7.2.3.4 Estatística Z de Wald

Enquanto o Teste da Razão de Verossimilhança e o Pseudo R² são úteis para avaliar a qualidade do ajuste do modelo no conjunto dos parâmetros, o teste Z de Wald verifica a significância estatística individual de cada parâmetro α ou β_j ($j = 1, 2, \dots, k$) a ser considerado no modelo.

Para testar a significância individual de cada parâmetro estimado, o teste Z de Wald opera de maneira similar ao teste t da regressão linear, no intuito de verificar se as variáveis

explicativas e a constante são consideradas significativas a um nível de 5% (Fávero; Belfiore, 2014). Hipóteses:

- H0: parâmetro α ou β_j é estatisticamente igual a zero.
- H1: parâmetro α ou β_j é estatisticamente diferente de zero.

Assim sendo, caso o valor P da estatística Z de Wald $< 0,05$ de nível de significância individual do intercepto ou de cada variável explicativa, rejeita-se a hipótese nula e se conclui que o parâmetro α ou β_j é estatisticamente significativo e diferente de zero.

3.7.2.3.5 Teste de Hausman

O Teste de Hausman é necessário para escolher entre modelos de efeitos fixos e aleatórios, garantindo que a correlação entre erros e variáveis independentes seja adequadamente tratada (Fávero; Belfiore, 2014).

Para os modelos de efeitos fixos, que consideram a heterogeneidade não observada constante dentro de cada unidade ao longo do tempo, a hipótese nula do teste de Hausman afirma que os erros não são correlacionados com as variáveis independentes. Caso se rejeite a hipótese nula ($\chi^2 < 0,05$), o modelo de efeitos fixos é preferível, ao contrário, os efeitos aleatórios é mais adequado (Fávero; Belfiore, 2014). Portanto, para definição do modelo, teste-se as seguintes hipóteses:

- H0: os erros não são correlacionados com as variáveis independentes.
- H1: os erros são correlacionados com as variáveis independentes.

3.7.2.3.6 Análise pelo intervalo de confiança

Na análise do intervalo de confiança de um parâmetro β_j caso o valor de z calculado contenha o zero, isto, é, esteja entre o -1,96 e 1,96, este será excluído do modelo final quando da elaboração do procedimento *Stepwise* (Fávero; Belfiore, 2014). Decisão:

- Caso o intervalo de confiança para o nível de significância de 5% contenha o zero, excluir o parâmetro β_j do modelo.
- Caso o intervalo de confiança para o nível de significância de 5% não contenha o zero, manter o parâmetro β_j do modelo.

Fávero e Belfiore (2017) sugerem não realizar alterações na modelagem caso o z calculado para o parâmetro α contenha o zero, pois tal situação é resultado do uso de amostras pequenas, e pode ser solucionado com uma amostra maior.

3.7.2.3.7 Análise de sinais, efeitos marginais e razões de chance

Os coeficientes da regressão logística apresentam sinais estimados do efeito das variáveis independentes na probabilidade do evento de interesse, quanto maior, preservadas as demais condições, maior será a probabilidade, valendo da mesma forma ao contrário. No entanto, os coeficientes angulares não fornecem a taxa de variação da probabilidade para uma unidade de variação no regressor (Gujarati; Porter, 2011).

Panchanan (2019) afirma que, após a estimativa dos parâmetros β , é importante entender como as alterações em qualquer uma das variáveis explicativas afetam a probabilidade de sucesso e esses efeitos são chamados de efeitos marginais.

Nesse sentido, os coeficientes β das equações (3, 4 e 5) não correspondem diretamente aos efeitos da variável X na probabilidade de ocorrência, sendo necessária a análise dos efeitos marginais dos resultados. Segundo Silva (2010) os efeitos marginais são calculados como as derivadas parciais da função de probabilidade em relação às variáveis explicativas e representam a mudança na probabilidade de ocorrência do evento de interesse, associada a uma mudança unitária em uma variável explicativa específica, mantendo todas as outras variáveis constantes. Os coeficientes dos efeitos marginais individuais são semelhantes aos coeficientes de OLS (Cameron *et al.*, 2010). Portanto, de forma resumida, os efeitos marginais (os coeficientes dos parâmetros estimados da expressão de probabilidade de ocorrência do evento) podem ser analisados da seguinte forma:

- Se $\frac{dx}{dy} > 1$, isso significa um aumento na probabilidade de endividamento para cada aumento unitário na variável independente, mantendo todas as outras variáveis constantes.
- Se $\frac{dx}{dy} < 1$, isso significa uma diminuição na probabilidade de endividamento para cada aumento unitário na variável independente, mantendo todas as outras variáveis constantes.

Outro efeito, que é abordado por Fávero *et al.* (2014), é a interpretação de e^β definida como a razão de chance (*Odds Ratio – OR*) de uma variável, essa medida informa a mudança na chance de ocorrência do evento de interesse ao se alterar em uma unidade esta mesma variável, mantidas as demais condições constantes.

Quando se lida com modelos estimados por Efeitos Fixos ou Aleatórios, o e^β representa a razão de chance de ocorrência do evento em estudo quando se aumenta em uma unidade o

valor de determinada variável X, mantidas todas as outras variáveis constantes, para o mesmo indivíduo ao longo do tempo.

Em contraste, quando se lida com modelos estimados por PA, a interpretação de e^β é diferente. A razão de chances de ocorrência do evento quando se aumenta em uma unidade o valor de determinada variável X, mantidas todas as outras variáveis constantes, para um indivíduo selecionado aleatoriamente na base de dados (Fávero; Belfiore, 2014).

Portanto, de forma resumida, o e^β (reflete a mudança multiplicativa na chance de ocorrência do evento de interesse ao se alterar em uma unidade a variável independente, mantidas as demais variáveis independentes constantes) pode ser analisado para um mesmo indivíduo (EF ou EA) ou para um indivíduo médio (PA) da seguinte forma:

- Se $e^\beta > 1$, isso significa que aumento de uma unidade da variável independente, a cada período, *ceteris paribus*, está associado a um aumento nas chances da variável dependente, com a chance multiplicada pelo fator e^β , com percentual de aumento de $(1 - e^\beta) \times 100$.
- Se $e^\beta < 1$, isso significa que aumento de uma unidade da variável independente, a cada período, *ceteris paribus*, está associado a uma redução nas chances da variável dependente, com a chance multiplicada pelo fator e^β , com percentual de redução de $(e^\beta - 1) \times 100$.

3.7.2.3.8 *Cutoff*

Com relação as observações, definindo um *cutoff* de 0,5, isto é, um ponto de corte escolhido a fim de classificar as observações em função das suas probabilidades calculadas (p_i) (Fávero; Belfiore, 2014), cabe a decisão:

- Se $p_i > 0,5$, a observação i deverá ser classificada como evento.
- Se $p_i < 0,5$, a observação i deverá ser classificada como não evento.

3.7.2.3.9 **Eficiência global do modelo**

A eficiência global do modelo, para um determinado *cutoff*, é bem mais adequada para se avaliar o desempenho da modelagem do que o pseudo R^2 , uma vez que a variável dependente se apresenta na forma qualitativa dicotômica (Fávero; Belfiore, 2014).

Quadro 3 – Classificação de eficiência global do modelo

	Incidência real do evento	Incidência real do não evento
Evento	VP - Verdadeiro Positivo (Evento classificado corretamente)	FP - Falso Positivo (Não evento classificado incorretamente)
Não evento	FN - Falso Negativo (Evento classificado incorretamente)	VN - Verdadeiro Negativo (Não evento classificado corretamente)

Fonte: Fávero e Belfiore (2014) adaptado.

Com base no quadro 3, a eficiência global do modelo corresponde ao percentual de acerto da classificação para um determinado *cutoff*, percentual das observações que são classificadas corretamente, calculada da seguinte forma:

$$EGM = \frac{VP + VN}{N} \times 100 \quad (12)$$

Onde:

EGM = eficiência global do modelo.

VP = Verdadeiro Positivo (Evento classificado corretamente)

VN = Verdadeiro Negativo (Não evento classificado corretamente)

N = Total de observações

3.7.2.3.10 Sensitividade

Fávero e Belfiore (2014) apresentam a sensibilidade diz respeito ao percentual de acerto, para um determinado *cutoff*, considerando-se apenas as observações que de fato são evento, percentual das observações que são evento e são classificadas corretamente, calculada da seguinte forma:

$$Sensitividade = \frac{VP}{(VP + FN)} \times 100 \quad (13)$$

Onde:

VP = Verdadeiro Positivo (Evento classificado corretamente).

FN = Falso Negativo (Evento classificado incorretamente).

3.7.2.3.11 Especificidade

Fávero e Belfiore (2014) explicam que a especificidade, por outro lado, refere-se ao percentual de acerto, para um dado *cutoff*, considerando-se apenas as observações que não são

evento, percentual das observações que não são evento e são classificadas corretamente, calculada da seguinte forma:

$$\text{Especificidade} = \frac{\text{VN}}{\text{VN} + \text{FP}} \times 100 \quad (14)$$

Onde:

VN = Verdadeiro Negativo (Não evento classificado corretamente).

FP = Falso Positivo (Não evento classificado incorretamente).

3.7.2.3.12 Análise de sensibilidade

A análise da incidência real do evento e sua classificação são realizadas com base na definição do valor de *cutoff*. É importante notar que a eficiência geral do modelo, a sensibilidade e a especificidade variam com a alteração do valor de *cutoff*, apresentando comportamentos distintos entre si. Pode-se definir um *cutoff* que maximize a taxa de acerto de um desses parâmetros, fundamentando-se na teoria do estudo e nas preferências do pesquisador em termos de previsão da ocorrência do evento para observações fora da amostra. Essa análise é, portanto, de natureza gerencial e estratégica, voltada para o fenômeno investigado (Fávero; Belfiore, 2014).

Fávero e Belfiore (2014) explicam que, para a análise de sensibilidade, são elaborados gráficos conhecidos como curva de sensibilidade e curva *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*), que têm objetivos diferentes. A curva de sensibilidade mostra os valores da sensibilidade e especificidade em função dos diversos valores de *cutoff*, permitindo avaliar o equilíbrio entre esses valores. Já a curva *ROC* apresenta a variação da sensibilidade em função de (1 - especificidade), onde uma maior área sob a curva indica maior sensibilidade e especificidade, resultando em um modelo melhor para fins de previsão.

4 RESULTADOS DA PESQUISA

4.1 Análise descritiva

Nesta seção, utilizando tabelas e gráficos para ilustrar as principais tendências e características dos dados, apresenta-se uma análise descritiva detalhada sobre o endividamento dos servidores públicos militares do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal (CBMDF) entre janeiro de 2009 e dezembro de 2023. Os dados englobam informações sobre cerca de 11,5 mil militares ativos e inativos, que receberam remuneração durante o período, com algumas variações devido a ingressos e saídas da folha de pagamento.

4.1.1 Perfil sociodemográfico

A tabela 2 apresenta o perfil sociodemográfico, com a frequência e o percentual de ocorrência constante no banco de dados em análise nesse estudo, com um total de 1.560.418 observações dos 11.526 indivíduos ao longo de 15 anos.

Tabela 2 - Perfil sociodemográfico das observações do painel de dados, de 2009 a 2023

Variáveis		Frequência	Percentual
Nome	Significado		
Escolaridade	Alfabetizado sem cursos regulares ou até a 4ª série do Ensino Fundamental	0	0%
	Ensino Médio	0	0%
	Ensino Superior	771.724	49,46%
	Pós-graduação, mestrado, doutorado ou pós-doutorado	116.239	7,45%
	Ignorada	672.455	43,09%
Gênero	Feminino	126.488	8,11%
	Masculino	1.433.930	91,89%
Idade	Até 30 anos	145.412	9,32%
	De 31 a 40 anos	413.399	26,49%
	De 41 a 50 anos	528.108	33,84%
	De 51 a 60 anos	279.567	17,92%
	Acima de 60 anos	193.932	12,43%
Religião	Não possui religião	331.979	21,28%
	Possui religião	1.228.439	78,72%
Estado civil	Casado ou companheiro	904.549	57,97%
	Solteiro	381.114	24,42%
	Divorciado ou separado judicialmente	92.663	5,94%
	Viúvo	14.107	0,90%
	Ignorado	167.985	10,77%
Raça, cor ou etnia	Branco	432.523	27,72%
	Demais raças, cores ou etnias	1.127.895	72,28%
Dependentes	Sem dependentes	198.209	12,70%
	Com dependentes	1.362.209	87,30%

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024

Pode-se verificar que o maior número das observações foi de indivíduos com ensino superior, do gênero masculino, na faixa etária de 41 a 50 anos, que possuem alguma religião definida, que são casados, com dependentes e não são brancos, isto é, são pertencem a outras raças, cor ou etnia. Não há classificado no perfil dos militares do CBMDF indivíduos com escolaridade de Alfabetizado sem cursos regulares ou até a 4ª série do Ensino Fundamental e Ensino Médio. Além disso, quase a metade das observações sobre escolaridade tem classificação ignorada. A mesma questão ocorre com o estado civil, mas com uma taxa menor, em que cerca de 10% das observações possuem esse perfil ignorado.

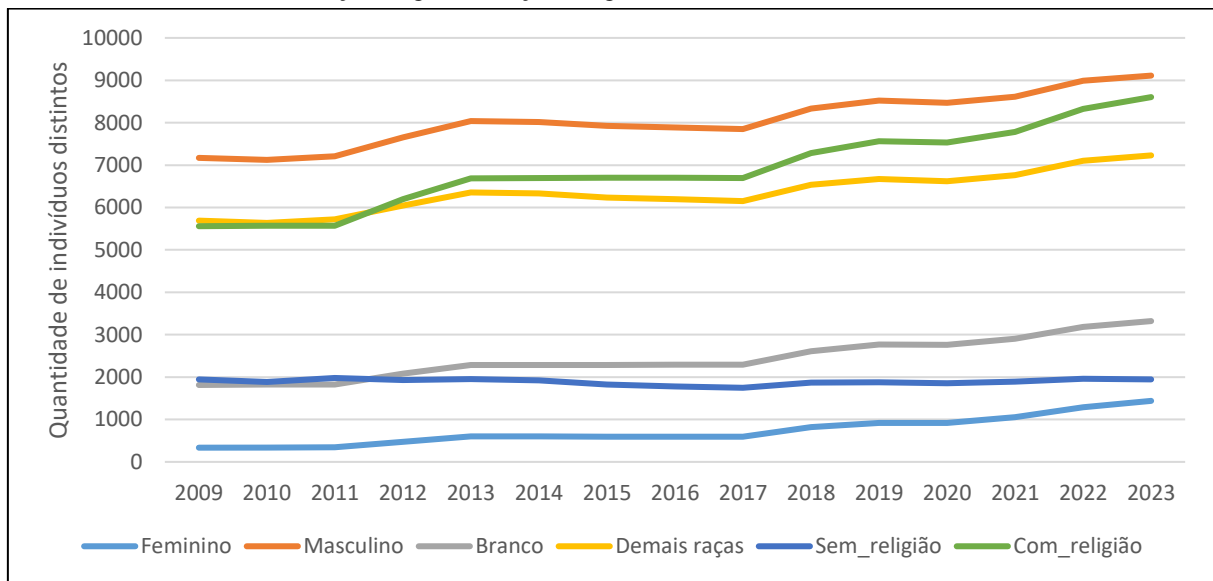
Considerando que esta pesquisa apresenta dados em painel, com até doze observações anuais por indivíduo, a apresentação de resultados anuais das variáveis analisadas pode levar a discrepâncias. Características sociodemográficas que variam durante o ano, como a transição para a inatividade, a adição de um dependente legal na folha de pagamento, a mudança de faixa etária ou de faixa de renda, podem fazer com que um indivíduo seja contabilizado em mais de uma categoria. Por essa razão, os totais dessas categorias podem diferir do total de indivíduos no ano. No entanto, variáveis como gênero, raça, cor ou etnia, religião e escolaridade tendem a apresentar maior estabilidade ao longo do ano e entre os anos analisados. Para garantir uma métrica comparável com o total de identificadores (id) distintos ao longo de um ano, optou-se por considerar a categoria em que o indivíduo foi mais frequentemente registrado durante os meses do respectivo ano.

Tabela 3 – Quantitativo anual de militares, por Gênero, Religião e Raça, Cor ou Etnia

Ano	Total	Gênero		Raça, cor ou etnia		Religião	
	N	Feminino	Masculino	Branco	Demais raças	Sem religião	Com religião
2009	7505	335 (4,46%)	7170 (95,54%)	1814 (24,17%)	5691 (75,83%)	1946 (25,93%)	5559 (74,07%)
2010	7459	336 (4,50%)	7123 (95,50%)	1823 (24,44%)	5636 (75,56%)	1886 (25,28%)	5573 (74,72%)
2011	7552	347 (4,59%)	7205 (95,41%)	1828 (24,21%)	5724 (75,79%)	1979 (26,20%)	5573 (73,80%)
2012	8127	473 (5,82%)	7654 (94,18%)	2082 (25,62%)	6045 (74,38%)	1929 (23,74%)	6198 (76,26%)
2013	8637	601 (6,96%)	8036 (93,04%)	2284 (26,44%)	6353 (73,56%)	1950 (22,58%)	6687 (77,42%)
2014	8617	602 (6,99%)	8015 (93,01%)	2287 (26,54%)	6330 (73,46%)	1922 (22,30%)	6695 (77,70%)
2015	8524	596 (6,99%)	7928 (93,01%)	2287 (26,83%)	6237 (73,17%)	1821 (21,36%)	6703 (78,64%)
2016	8485	596 (7,02%)	7889 (92,98%)	2292 (27,01%)	6193 (72,99%)	1782 (21,00%)	6703 (79,00%)
2017	8444	597 (7,07%)	7847 (92,93%)	2296 (27,19%)	6148 (72,81%)	1748 (20,70%)	6696 (79,30%)
2018	9152	819 (8,95%)	8333 (91,05%)	2613 (28,55%)	6539 (71,45%)	1870 (20,43%)	7282 (79,57%)
2019	9439	920 (9,75%)	8519 (90,25%)	2766 (29,30%)	6673 (70,70%)	1879 (19,91%)	7560 (80,09%)
2020	9382	916 (9,76%)	8466 (90,24%)	2764 (29,46%)	6618 (70,54%)	1851 (19,73%)	7531 (80,27%)
2021	9668	1054 (10,90%)	8614 (89,10%)	2906 (30,06%)	6762 (69,94%)	1889 (19,54%)	7779 (80,46%)
2022	10282	1291 (12,56%)	8991 (87,44%)	3181 (30,94%)	7101 (69,06%)	1960 (19,06%)	8322 (80,94%)
2023	10550	1439 (13,64%)	9111 (86,36%)	3321 (31,48%)	7229 (68,52%)	1946 (18,45%)	8604 (81,55%)

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Gráfico 3 - Evolução de gênero, raça e religião de indivíduos distintos, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024

A Tabela 3 e o Gráfico 3 apresentam o quantitativo anual de militares do CBMDF de 2009 a 2023, categorizado por gênero, religião e raça, cor ou etnia. A análise desses dados revela diversas tendências e mudanças demográficas ao longo dos anos. Observa-se um crescimento constante no número total de militares ao longo do período analisado, passando de 7.505 em 2009 para 10.550 em 2023. Este aumento reflete a expansão do corpo de bombeiros, possivelmente devido a necessidades operacionais crescentes e ao aumento da população no Distrito Federal.

Há um aumento gradual na participação feminina no CBMDF. Em 2009, as mulheres representavam 4,46% do total de militares, enquanto em 2023, essa participação aumentou para 13,64%. Isso indica um esforço contínuo para a inclusão e a diversificação de gênero dentro da corporação.

A proporção de militares identificados como demais raças, cores ou etnias também mostra uma tendência de crescimento. Em 2009, 75,83% dos militares pertenciam a essa categoria, subindo para 81,55% em 2023. Por outro lado, a porcentagem de militares brancos diminuiu de 24,17% em 2009 para 18,45% em 2023. Esse dado sugere uma maior diversidade racial na corporação ao longo dos anos.

Enquanto a distribuição dos militares por religião mostra uma predominância de militares que possuem alguma religião, embora essa proporção tenha ligeiramente diminuído ao longo dos anos. Em 2009, 74,07% dos militares possuíam alguma religião, enquanto em 2023, esse percentual caiu para 68,52%. Por outro lado, o percentual de militares que não

possuem religião aumentou de 25,93% em 2009 para 31,48% em 2023. Essa mudança pode refletir uma tendência geral da sociedade em direção a uma maior diversidade e secularização das crenças religiosas. Essas tendências indicam uma corporação cada vez mais diversa e inclusiva em termos de gênero, raça, cor ou etnia, e crenças religiosas.

Tabela 4 - Número de dependentes das observações de militares nos dados em painel

Número de dependentes	Frequência	Percentual	Acumulado
0	198.209	12,7%	12,7%
1	391.47	25,09%	37,79%
2	342.338	21,94%	59,73%
3	358.48	22,97%	82,70%
4	174.056	11,15%	93,86%
5	66.381	4,25%	98,11%
6	20.692	1,33%	99,44%
7	5.823	0,37%	99,81%
8	1.798	0,12%	99,92%
9	863	0,06%	99,98%
10	198	0,01%	99,99%
11	103	0,01%	100%
13	7	~ 0,00%	100%

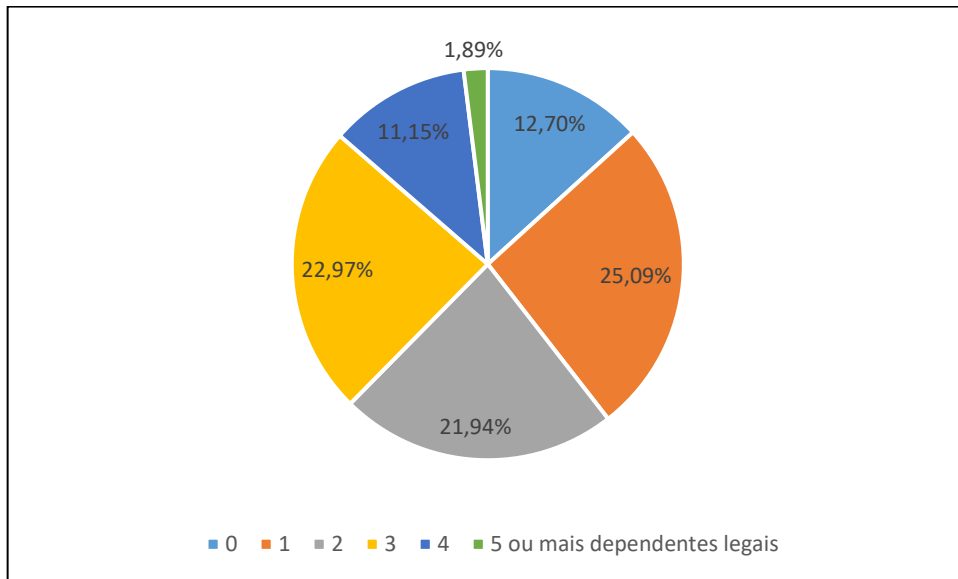
Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A Tabela 4 e o Gráfico 4 apresentam o percentual do número de dependentes das observações de militares nos dados em painel, oferecendo uma visão detalhada sobre a distribuição de dependentes entre os militares do CBMDF. Observa-se que uma significativa parte dos militares possui dependentes.

Aproximadamente 83% das observações indicam que os militares possuem entre 1 e 4 dependentes. Especificamente, 25,09% dos militares têm 1 dependente, 21,94% têm 2 dependentes, 22,97% têm 3 dependentes e 11,15% têm 4 dependentes. Esse padrão sugere que a maioria dos militares tem uma responsabilidade significativa em termos de dependentes, refletindo o perfil típico de uma estrutura familiar com filhos ou outros dependentes econômicos.

Por outro lado, apenas 12,7% das observações registram militares sem dependentes, o que é um percentual relativamente baixo. As categorias com 5 ou mais dependentes são bem menos frequentes, acumulando apenas 16,3% das observações. A presença de militares com um número muito alto de dependentes (8 ou mais) é rara, representando menos de 1% do total das observações.

Gráfico 4 – Percentual de número de dependentes das observações, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A Tabela 5 complementa a análise da Tabela 4, apresentando o quantitativo anual de militares distintos com relação a possuir ou não dependentes, distribuído de 2009 a 2023. De acordo com os dados apresentados, há uma prevalência significativa de militares com dependentes ao longo dos anos.

Tabela 5 - Quantitativo anual de militares com relação a possuir ou não dependentes

Ano	Total	Dependente			
	N	Sem dependente		Com dependente	
2009	7505	895	11,93%	6610	88,07%
2010	7459	756	10,14%	6703	89,86%
2011	7552	812	10,75%	6740	89,25%
2012	8127	1303	16,03%	6824	83,97%
2013	8637	1627	18,84%	7010	81,16%
2014	8617	1478	17,15%	7139	82,85%
2015	8524	1046	12,27%	7478	87,73%
2016	8485	817	9,63%	7668	90,37%
2017	8444	680	8,05%	7764	91,95%
2018	9152	1252	13,68%	7900	86,32%
2019	9439	1421	15,05%	8018	84,95%
2020	9382	1142	12,17%	8240	87,83%
2021	9668	1204	12,45%	8464	87,55%
2022	10282	1471	14,31%	8811	85,69%
2023	10550	1471	13,94%	9079	86,06%

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Em 2009, 88,07% dos militares possuíam dependentes, uma proporção que se manteve elevada, variando entre 81,16% e 91,95% nos anos subsequentes. Isso indica que a maioria dos militares possui responsabilidades familiares e dependentes econômicos legais, o que pode ter implicações significativas para suas necessidades financeiras e apoio institucional.

A proporção de militares sem dependentes variou ligeiramente ao longo dos anos, com o menor percentual em 2017 (8,05%) e o maior em 2013 (18,84%). Em 2023, a proporção de militares com dependentes era de 86,06%, o que reforça a tendência observada de alta responsabilidade familiar entre os militares do CBMDF.

Dessa forma, as análises das Tabelas 4 e 5 revelam uma característica marcante do perfil dos militares do CBMDF, em que a maioria possui dependentes. Cerca de 83% das observações indicam entre 1 e 4 dependentes, e entre 80% e 90% dos militares possuem dependentes anualmente.

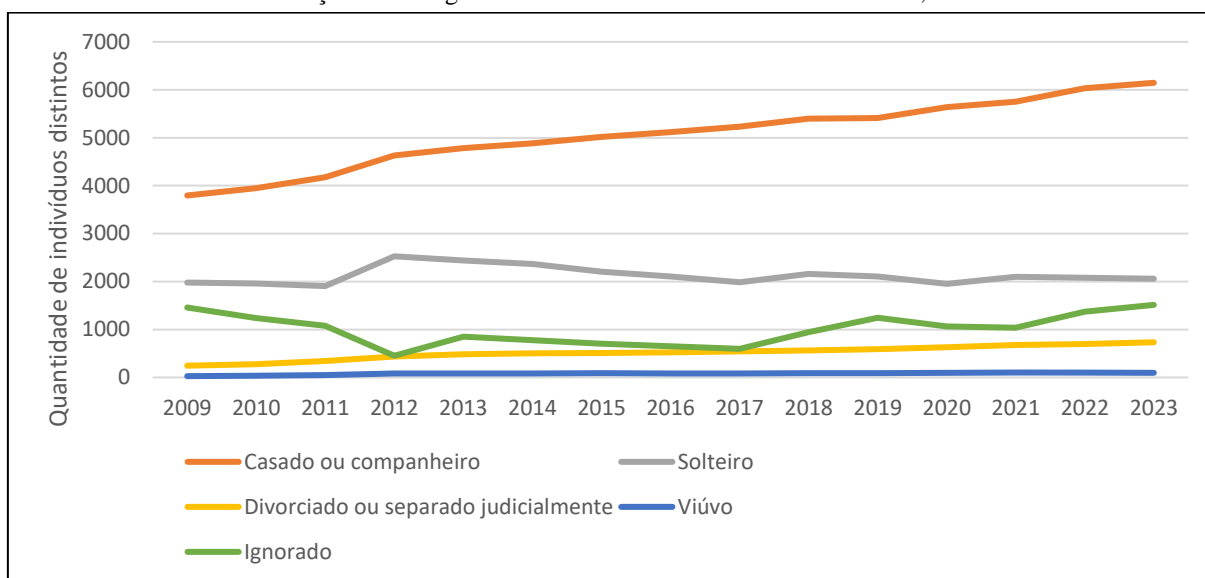
Tabela 6 – Quantitativo anual de militares por Estado Civil

Ano	Total	Estado Civil				
	N	Casado ou companheiro	Solteiro	Divorciado ou separado judicialmente	Viúvo	Ignorado
2009	7505	3796 (50,58%)	1979 (26,37%)	245 (3,26%)	27 (0,36%)	1458 (19,43%)
2010	7459	3949 (52,94%)	1959 (26,26%)	279 (3,74%)	34 (0,46%)	1238 (16,60%)
2011	7552	4177 (55,31%)	1906 (25,24%)	340 (4,50%)	51 (0,68%)	1078 (14,27%)
2012	8127	4628 (56,95%)	2527 (31,09%)	439 (5,40%)	81 (1,00%)	452 (5,56%)
2013	8637	4782 (55,37%)	2442 (28,27%)	482 (5,58%)	83 (0,96%)	848 (9,82%)
2014	8617	4885 (56,69%)	2370 (27,50%)	501 (5,81%)	85 (0,99%)	776 (9,01%)
2015	8524	5018 (58,87%)	2206 (25,88%)	507 (5,95%)	89 (1,04%)	704 (8,26%)
2016	8485	5117 (60,31%)	2106 (24,82%)	525 (6,19%)	85 (1,00%)	652 (7,68%)
2017	8444	5234 (61,98%)	1989 (23,56%)	541 (6,41%)	86 (1,02%)	594 (7,03%)
2018	9152	5399 (58,99%)	2158 (23,58%)	562 (6,14%)	90 (0,98%)	943 (10,30%)
2019	9439	5411 (57,33%)	2105 (22,30%)	590 (6,25%)	91 (0,96%)	1242 (13,16%)
2020	9382	5639 (60,10%)	1955 (20,84%)	629 (6,70%)	95 (1,01%)	1064 (11,34%)
2021	9668	5755 (59,53%)	2099 (21,71%)	679 (7,02%)	100 (1,03%)	1035 (10,71%)
2022	10282	6033 (58,68%)	2077 (20,20%)	700 (6,81%)	101 (0,98%)	1371 (13,33%)
2023	10550	6147 (58,27%)	2061 (19,54%)	734 (6,96%)	94 (0,89%)	1514 (14,35%)

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A Tabela 6 e o Gráfico 5 fornecem um panorama do estado civil dos militares dos militares do CBMDF ao longo dos anos de 2009 a 2023. Observa-se que a maioria dos militares é casada ou possui companheiro(a), com percentuais variando entre 50,58% em 2009 e 58,27% em 2023. Em contrapartida, a proporção de militares solteiros apresenta uma tendência de declínio ao longo dos anos, diminuindo de 26,37% em 2009 para 19,54% em 2023.

Gráfico 5 - Evolução das categorias de estado civil de indivíduos distintos, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

O estado civil de divorciado ou separado judicialmente e viúvo é menos frequente, com percentuais oscilando entre 3,26% e 6,96% ao longo do período analisado. Além disso, há uma parcela menor de observações em que o estado civil é ignorado, variando de 14,35% em 2023 até 19,43% em 2009. Esses dados refletem a diversidade de situações familiares dentro da corporação, sugerindo a importância de políticas e benefícios que atendam às necessidades específicas de cada categoria de estado civil.

A Tabela 7 apresenta a distribuição do nível de escolaridade dos militares do CBMDF ao longo dos anos de 2009 a 2023. É evidente a predominância de militares com ensino superior completo, representando a maioria das observações em todos os anos analisados. A partir de 2009, o ingresso dos militares se deu somente com indivíduos com nível superior por previsão normativa na Lei n° 12.086/2009.

Além disso, militares da carreira das praças, para alcançarem o oficialato, foram obrigados a se adequar a essa previsão legal, com certificação de escolaridade de nível superior. A proporção de militares com ensino superior variou de 39,17% em 2011 a 58,89% em 2023, indicando um aumento significativo ao longo do tempo. Por outro lado, não há registros de militares com escolaridade de alfabetizado ou ensino médio, o que sugere um alto nível de qualificação educacional dentro da corporação.

Tabela 7 – Quantitativo anual de militares por Escolaridade

Ano	Total	Escolaridade					
	N	Ensino superior		Pós-graduação		Ignorado	
2009	7505	2951	39,32%	449	5,98%	4105	54,70%
2010	7459	2958	39,66%	458	6,14%	4043	54,20%
2011	7552	2958	39,17%	458	6,06%	4136	54,77%
2012	8127	3576	44,00%	565	6,95%	3986	49,05%
2013	8637	4056	46,96%	639	7,40%	3942	45,64%
2014	8617	4063	47,15%	641	7,44%	3913	45,41%
2015	8524	4073	47,78%	641	7,52%	3810	44,70%
2016	8485	4079	48,07%	642	7,57%	3764	44,36%
2017	8444	4089	48,42%	644	7,63%	3711	43,95%
2018	9152	4765	52,07%	711	7,77%	3676	40,17%
2019	9439	5101	54,04%	716	7,59%	3622	38,37%
2020	9382	5099	54,35%	713	7,60%	3570	38,05%
2021	9668	5386	55,71%	762	7,88%	3520	36,41%
2022	10282	5959	57,96%	858	8,34%	3465	33,70%
2023	10550	6213	58,89%	930	8,82%	3407	32,29%

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A presença de militares com pós-graduação também é notável, embora em uma proporção menor se comparada com aqueles com ensino superior completo, variando de 6,95% em 2012 a 8,82% em 2023. Vale ressaltar que uma parcela considerável das observações possui a escolaridade ignorada, variando de 32,29% em 2023 até 54,70% em 2009. Essa falta de informação pode ser relevante para compreender a composição educacional da corporação e identificar possíveis lacunas de qualificação que precisam ser abordadas por políticas de capacitação e desenvolvimento profissional.

Desta forma, com a predominância de militares com ensino superior completo, destaca a presença de militares com níveis mais altos de escolaridade na corporação e sugere um potencial de liderança e expertise técnica que pode ser aproveitado para fortalecer as capacidades operacionais e administrativas do CBMDF.

4.1.2 Perfil funcional

A tabela 8 apresenta o perfil funcional, com a frequência e o percentual de ocorrência constante no banco de dados em análise nesse estudo, com um total de 1.560.418 observações dos 11.526 indivíduos ao longo de 15 anos.

Os dados revelam que a maioria das observações dos militares está na situação funcional de ativo, representando 68,20% do total, enquanto 31,80% estão na situação funcional de inativo. Dentro das observações dos militares ativos, as praças representam a grande maioria,

com 79,10% do total, enquanto os oficiais correspondem a 20,90%. Além disso, a tabela apresenta a frequência das observações de cursos de especialização realizados pelos militares, com destaque para uma percentagem pequena, de 3,86% para quem não possui os cursos.

Tabela 8 - Perfil funcional das observações do painel de dados, de 2009 a 2023

Variáveis		Frequência	Percentual
Nome	Significado		
Situação funcional	Inativo	496.150	31,80%
	Ativo	1.064.268	68,20%
Cursos de especialização	Não possui os cursos CPCIF, CEPE, CPI, CTINVI ou CESINT	1.500.169	96,14%
	Possui um ou mais dos cursos de especialização CPCIF, CEPE, CPI, CTINVI ou CESINT	60.249	3,86%
Carreira militar	Praças	1.234.297	79,10%
	Oficiais	326.121	20,90%

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A Tabela 9 apresenta o quantitativo anual de militares do CBMDF de 2009 a 2023, categorizado por situação funcional, inativo ou ativo, pertencente a carreira de praças ou de oficial e que possui ou não os cursos de especialização CPCIF, CEPE, CPI, CTINVI ou CESINT. A análise desses dados revela diversas tendências e mudanças demográficas na corporação ao longo dos anos.

Tabela 9 - Quantitativo anual de militares por Situação Funcional e Posto ou Graduação

Ano	Total	Situação Funcional		Carreira militar		Curso de especialização	
		Inativo	Ativo	Praça	Oficial	Sem curso	Com curso
2009	7505	1408 (18,76%)	6097 (81,24%)	6293 (83,85%)	1212 (16,15%)	7383 (98,37%)	122 (1,63%)
2010	7459	1527 (20,47%)	5932 (79,53%)	6142 (82,34%)	1317 (17,66%)	7337 (98,36%)	122 (1,64%)
2011	7552	1875 (24,83%)	5677 (75,17%)	6130 (81,17%)	1422 (18,83%)	7412 (98,15%)	140 (1,85%)
2012	8127	1881 (23,15%)	6246 (76,85%)	6514 (80,15%)	1613 (19,85%)	7970 (98,07%)	157 (1,93%)
2013	8637	2082 (24,11%)	6555 (75,89%)	6927 (80,20%)	1710 (19,80%)	8413 (97,41%)	224 (2,59%)
2014	8617	2249 (26,10%)	6368 (73,90%)	6905 (80,13%)	1712 (19,87%)	8357 (96,98%)	260 (3,02%)
2015	8524	2385 (27,98%)	6139 (72,02%)	6776 (79,49%)	1748 (20,51%)	8223 (96,47%)	301 (3,53%)
2016	8485	2728 (32,15%)	5757 (67,85%)	6747 (79,52%)	1738 (20,48%)	8139 (95,92%)	346 (4,08%)
2017	8444	3108 (36,81%)	5336 (63,19%)	6719 (79,57%)	1725 (20,43%)	8078 (95,67%)	366 (4,33%)
2018	9152	3306 (36,12%)	5846 (63,88%)	7216 (78,85%)	1936 (21,15%)	8764 (95,76%)	388 (4,24%)
2019	9439	3531 (37,41%)	5908 (62,59%)	7392 (78,31%)	2047 (21,69%)	8986 (95,20%)	453 (4,80%)
2020	9382	3724 (39,69%)	5658 (60,31%)	7267 (77,46%)	2115 (22,54%)	8846 (94,29%)	536 (5,71%)
2021	9668	3805 (39,36%)	5863 (60,64%)	7478 (77,35%)	2190 (22,65%)	9026 (93,36%)	642 (6,64%)
2022	10282	4008 (38,98%)	6274 (61,02%)	7938 (77,20%)	2344 (22,80%)	9612 (93,48%)	670 (6,52%)
2023	10550	4168 (39,51%)	6382 (60,49%)	8101 (76,79%)	2449 (23,21%)	9845 (93,32%)	705 (6,68%)

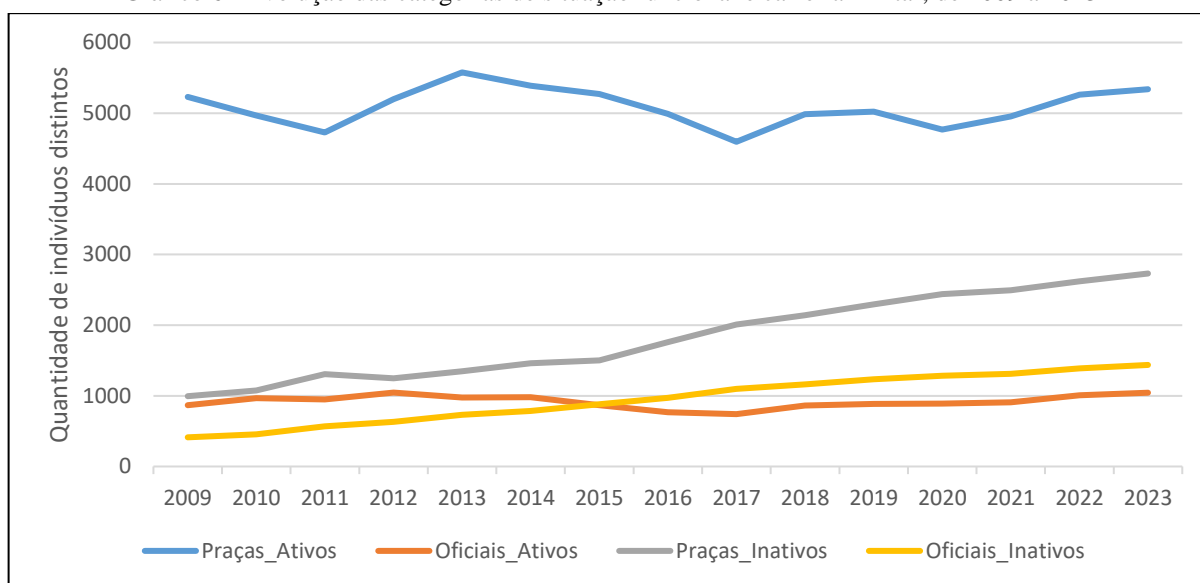
Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Observa-se um crescimento constante no número total de militares inativos ao longo do período analisado, passando de 1.408 em 2009 para 4.168 em 2023. Esse aumento pode indicar

mudanças nas despesas com proteção social de pessoal e na composição organizacional do CBMDF ao longo do tempo, devido a passagem para reserva ou reforma, com mudanças de estado de serviço ativo para inativo.

A Tabela 9 apresenta o quantitativo anual de militares do CBMDF de 2009 a 2023, categorizado por situação funcional, inativo ou ativo, pertencente a carreira de praças ou de oficial e se possui ou não os cursos de especialização CPCIF, CEPE, CPI, CTINVI ou CESINT. A análise desses dados revela diversas tendências e mudanças demográficas na corporação ao longo dos anos. Observa-se um crescimento constante no número total de militares inativos ao longo do período analisado, passando de 1.408 em 2009 para 4.168 em 2023. Esse aumento pode indicar mudanças nas despesas com proteção social de pessoal e na composição organizacional do CBMDF ao longo do tempo, devido a passagem para reserva ou reforma, com mudanças de estado de serviço ativo para inativo.

Gráfico 6 - Evolução das categorias de situação funcional e carreira militar, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Ao analisar os dados por carreira com a situação funcional, entre ativos e inativos (Gráfico 6), percebe-se que as praças ativas compõem a maioria consistente ao longo dos anos, representando uma proporção significativa do total de militares, enquanto a presença de oficiais ativos é menor, mas ainda mantém uma presença crescente, acompanhando o crescimento do efetivo do CBMDF. Essa distribuição pode refletir as estratégias de recrutamento e promoção dentro da corporação, bem como as demandas específicas de cada categoria para as diversas funções desempenhadas pelo CBMDF. Esses dados são importantes para compreender a dinâmica interna da corporação, identificar tendências de longo prazo e auxiliar no

planejamento estratégico de recursos humanos e operacionais do CBMDF. Além disso, faz-se necessário pensar nesse aumento da população inativa, e nas políticas sociais e de saúde.

Os cursos pesquisados são aqueles que possuem projetos para empenho de cotas de Gratificação de Serviço Voluntário (GSV), em que o militar que possui determinada especialização se voluntaria para o serviço no período de folga para suprir a demanda por efetivo do CBMDF em áreas específicas. Os dados revelam que uma minoria dos militares realizou cursos de especialização específicos em estudo, chegando a 6,7% do efetivo em 2009.

4.1.3 Perfil socioeconômico

Destaca-se que os valores nominais referentes à renda, deduções e créditos foram deflacionados para valores reais se utilizando do Índice Geral de Preços - Disponibilidade Interna (IGP-DI) da Fundação Getúlio Vargas (FGV), disponibilizado pelo IPEA data, com o mês de agosto de 1994 como base, transformada para janeiro de 2009, período inicial deste estudo.

A Tabela 10 detalha o perfil socioeconômico dos militares nas observações do painel de dados de 2009 a 2023. Dos 1.560.418 registros analisados, 64,74% dos militares possuem dedução de crédito consignado, enquanto 35,26% não possuem essa dedução. Em relação à dedução de pensão alimentícia, 22,67% dos militares possuem essa dedução, e 77,33% não possuem. A dedução de indenização do fundo de saúde está presente em 24,39% dos registros, enquanto 75,61% não têm essa dedução.

Tabela 10 - Perfil socioeconômico das observações do painel de dados, de 2009 a 2023

Nome	Variáveis		Frequência	Percentual
		Significado		
Dedução de crédito consignado	Não possui dedução de crédito consignado		550.183	35,26%
	Possui dedução de crédito consignado		1.010.235	64,74%
Dedução de pensão alimentícia	Não possui dedução de pensão alimentícia		1.206.602	77,33%
	Possui dedução de pensão alimentícia		353.816	22,67%
Dedução de indenização do fundo de saúde	Não possui dedução de indenização do fundo de saúde		1.179.757	75,61%
	Possui dedução de indenização do fundo de saúde		380.661	24,39%
Crédito de GSV	Não possui crédito de GSV		1.366.446	87,57%
	Possui crédito de GSV		193.956	12,43%
Crédito de PTTC	Não possui Crédito de PTTC		1.521.896	97,53%
	Possui Crédito de PTTC		38.522	2,47%
Crédito de GNFE	Não possui Crédito de GNFE		1.504.367	96,41%
	Possui Crédito de GNFE		56.051	3,59%
Renda líquida real	Até 5 mil		1.090.455	69,88%
	De 5 a 10 mil		424.722	27,22%
	Acima de 10 mil		45.241	2,90%

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

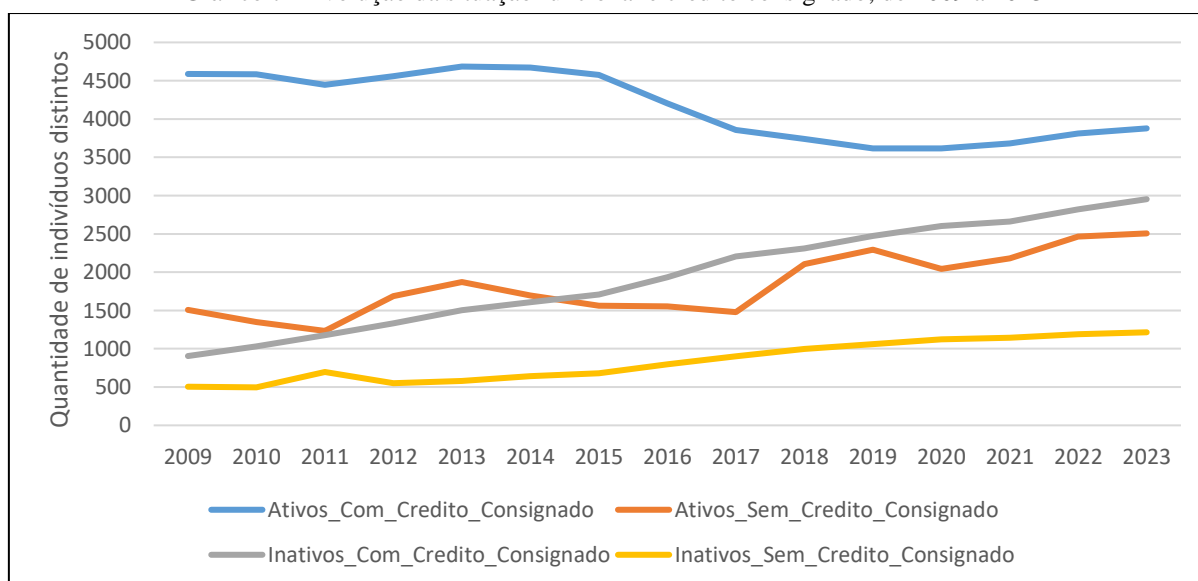
Tabela 11 – Quantitativo anual de militares com deduções de consignados

Ano	Total N	Crédito Consignado		Pensão Alimentícia		Indenização do Fundo de Saúde	
		Sem dedução	Com dedução	Sem dedução	Com dedução	Sem dedução	Com dedução
2009	7505	2457 (32,74%)	5048 (67,26%)	5583 (74,39%)	1922 (25,61%)	7395 (98,53%)	110 (1,47%)
2010	7459	2210 (29,63%)	5249 (70,37%)	5513 (73,91%)	1946 (26,09%)	5476 (73,41%)	1983 (26,59%)
2011	7552	2282 (30,22%)	5270 (69,78%)	5576 (73,83%)	1976 (26,17%)	5885 (77,93%)	1667 (22,07%)
2012	8127	2676 (32,93%)	5451 (67,07%)	6120 (75,30%)	2007 (24,70%)	6690 (82,32%)	1437 (17,68%)
2013	8637	2913 (33,73%)	5724 (66,27%)	6633 (76,80%)	2004 (23,20%)	7332 (84,89%)	1305 (15,11%)
2014	8617	2726 (31,64%)	5891 (68,36%)	6608 (76,69%)	2009 (23,31%)	8310 (96,44%)	307 (3,56%)
2015	8524	2609 (30,61%)	5915 (69,39%)	6503 (76,29%)	2021 (23,71%)	6924 (81,23%)	1600 (18,77%)
2016	8485	2663 (31,38%)	5822 (68,62%)	6461 (76,15%)	2024 (23,85%)	7549 (88,97%)	936 (11,03%)
2017	8444	2737 (32,41%)	5707 (67,59%)	6398 (75,77%)	2046 (24,23%)	8079 (95,68%)	365 (4,32%)
2018	9152	3475 (37,97%)	5677 (62,03%)	7137 (77,98%)	2015 (22,02%)	6723 (73,46%)	2429 (26,54%)
2019	9439	3778 (40,03%)	5661 (59,97%)	7438 (78,80%)	2001 (21,20%)	6901 (73,11%)	2538 (26,89%)
2020	9382	3679 (39,21%)	5703 (60,79%)	7399 (78,86%)	1983 (21,14%)	6074 (64,74%)	3308 (35,26%)
2021	9668	3713 (38,41%)	5955 (61,59%)	7720 (79,85%)	1948 (20,15%)	6521 (67,45%)	3147 (32,55%)
2022	10282	3998 (38,88%)	6284 (61,12%)	8372 (81,42%)	1910 (18,58%)	8208 (79,83%)	2074 (20,17%)
2023	10550	4102 (38,88%)	6448 (61,12%)	8659 (82,08%)	1891 (17,92%)	7704 (73,02%)	2846 (26,98%)

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

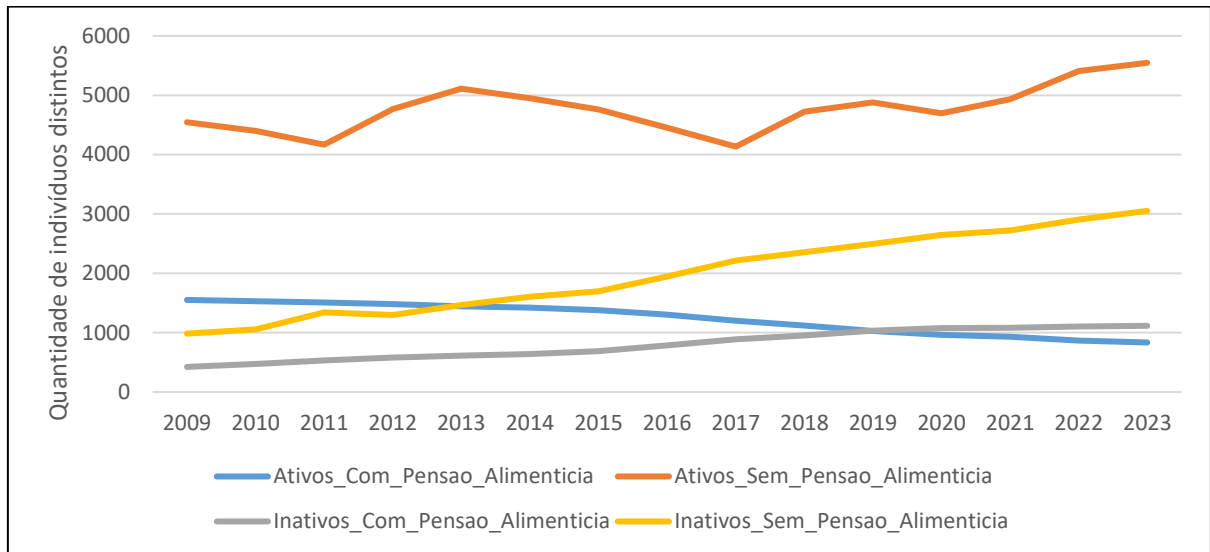
Quanto às remunerações adicionais, 12,43% dos militares recebem o crédito de GSV, enquanto 87,57% não o recebem. O crédito de PTTC é menos comum, com apenas 2,47% dos registros indicando a presença desse crédito, comparado a 97,53% que não possuem. Similarmente, o crédito de GNFE está presente em 3,59% dos casos, com 96,41% dos militares não recebendo esse crédito. No que diz respeito à renda líquida, a maioria dos militares (69,88%) ganha até R\$ 5 mil, 27,22% ganham entre R\$ 5 e R\$ 10 mil, e apenas 2,90% recebem acima de R\$ 10 mil.

Gráfico 7 - Evolução da situação funcional e crédito consignado, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

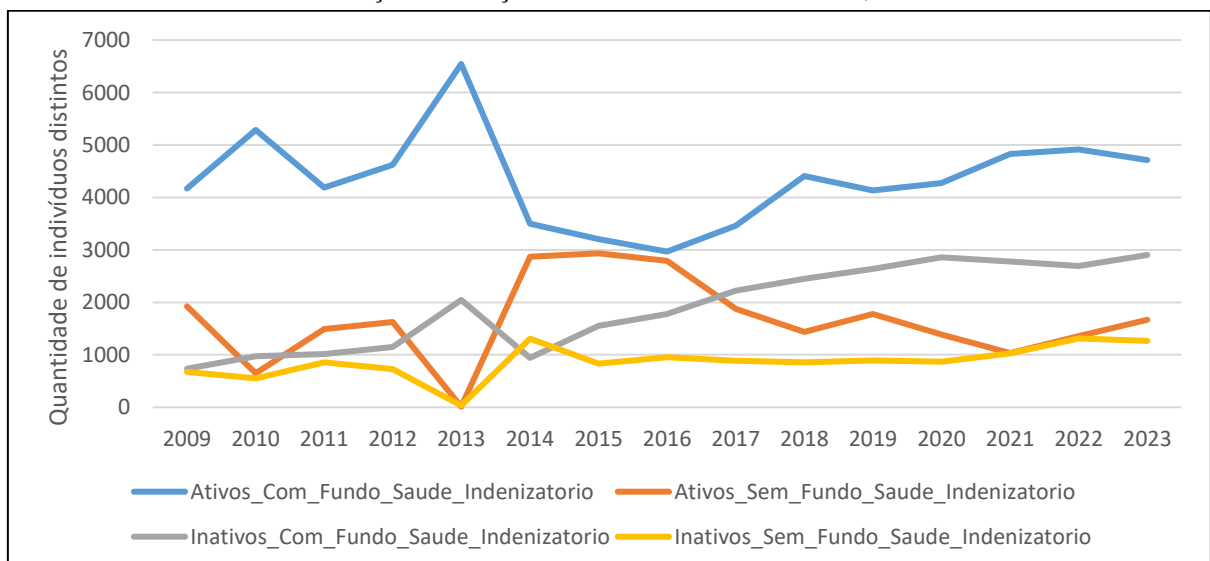
Gráfico 8 - Evolução da situação funcional e pensão alimentícia, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A Tabela 11 e os Gráficos 7, 8 e 9 fornecem uma visão detalhada do quantitativo anual de militares com deduções de consignados de 2009 a 2023. Observa-se que, em 2009, 67,26% dos militares tinham deduções de crédito consignado, com uma leve diminuição para 61,12% em 2023. Essa informação é importante para entender a distribuição do endividamento e os compromissos financeiros adicionais que impactam a renda líquida dos servidores. Nota-se que o percentual de servidores com descontos de crédito consignados é particularmente alto, o que pode indicar uma dependência significativa desse tipo de crédito. Em relação à pensão alimentícia, a proporção de militares com essa dedução diminuiu de 25,61% em 2009 para 17,92% em 2023.

Gráfico 9 - Evolução da situação funcional e do fundo de saúde, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A dedução de indenização do fundo de saúde mostra variações significativas ao longo do período analisado, com um aumento acentuado no número de militares com essa dedução de 2019 para 2020. Em 2019, 26,89% dos militares possuíam dedução de indenização do fundo de saúde, um percentual que aumentou consideravelmente para 35,26% em 2020 e se manteve elevado em 2021, com 32,55%.

Este aumento pode ser diretamente associado à pandemia de COVID-19, que impactou severamente a saúde pública e os sistemas de saúde em todo o mundo, incluindo o CBMDF. Durante a pandemia, houve uma demanda crescente por tratamento de saúde tanto por parte dos militares quanto de seus dependentes legais. A crise de saúde pública sobrecarregou os serviços de saúde do CBMDF, resultando em um maior uso do sistema de saúde e, conseqüentemente, em mais indenizações pagas pelos militares para cobrir os custos dos tratamentos.

A pandemia levou a um aumento nas despesas de saúde devido à necessidade de testes frequentes para detecção do vírus, hospitalizações, tratamentos médicos, e cuidados intensivos para aqueles que contraíram a COVID-19. Essas medidas, embora essenciais, aumentaram os custos associados ao atendimento médico e refletiram-se nas deduções de indenização do fundo de saúde.

Tabela 12 – Quantitativo anual de militares com rendimentos extras

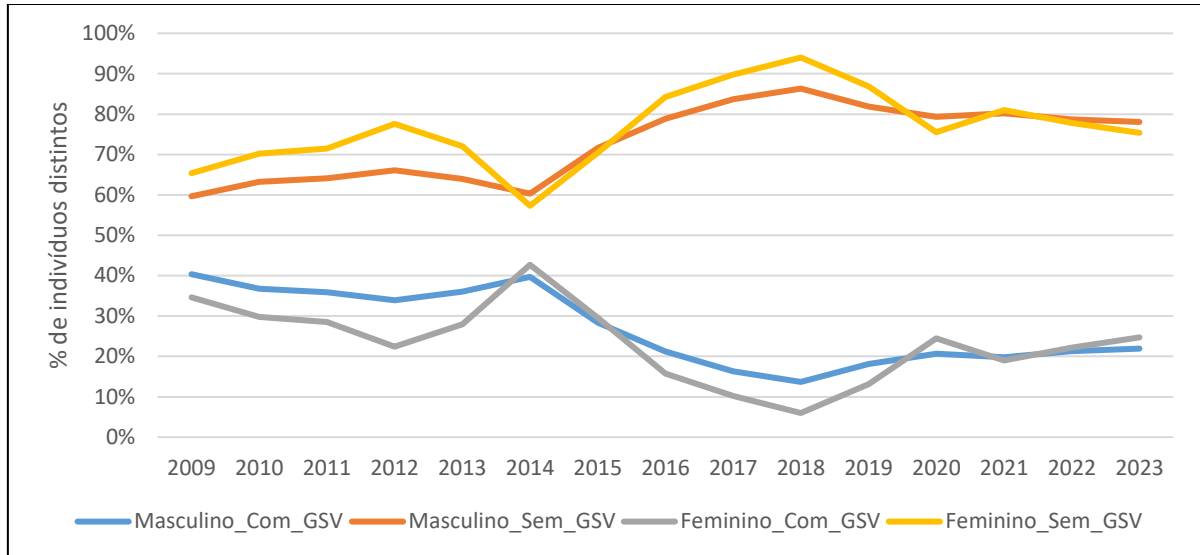
Ano	Total	GSV		GNFE		PTTC	
	N	Sem rendimento	Com rendimento	Sem rendimento	Com rendimento	Sem rendimento	Com rendimento
2009	7505	6459 (86,06%)	1046 (13,94%)	7171 (95,55%)	334 (4,45%)	7505 (100,00%)	0 (0,00%)
2010	7459	6446 (86,42%)	1013 (13,58%)	7129 (95,58%)	330 (4,42%)	7459 (100,00%)	0 (0,00%)
2011	7552	6168 (81,67%)	1384 (18,33%)	7264 (96,19%)	288 (3,81%)	7453 (98,69%)	99 (1,31%)
2012	8127	6172 (75,94%)	1955 (24,06%)	7821 (96,23%)	306 (3,77%)	7896 (97,16%)	231 (2,84%)
2013	8637	6720 (77,80%)	1917 (22,20%)	8359 (96,78%)	278 (3,22%)	8361 (96,80%)	276 (3,20%)
2014	8617	6377 (74,00%)	2240 (26,00%)	8331 (96,68%)	286 (3,32%)	8342 (96,81%)	275 (3,19%)
2015	8524	7465 (87,58%)	1059 (12,42%)	8251 (96,80%)	273 (3,20%)	8327 (97,69%)	197 (2,31%)
2016	8485	7781 (91,70%)	704 (8,30%)	8230 (96,99%)	255 (3,01%)	8319 (98,04%)	166 (1,96%)
2017	8444	8176 (96,83%)	268 (3,17%)	8210 (97,23%)	234 (2,77%)	8381 (99,25%)	63 (0,75%)
2018	9152	8789 (96,03%)	363 (3,97%)	8894 (97,18%)	258 (2,82%)	8952 (97,81%)	200 (2,19%)
2019	9439	8786 (93,08%)	653 (6,92%)	9155 (96,99%)	284 (3,01%)	9163 (97,08%)	276 (2,92%)
2020	9382	8503 (90,63%)	879 (9,37%)	9110 (97,10%)	272 (2,90%)	9057 (96,54%)	325 (3,46%)
2021	9668	8835 (91,38%)	833 (8,62%)	9379 (97,01%)	289 (2,99%)	9312 (96,32%)	356 (3,68%)
2022	10282	9206 (89,54%)	1076 (10,46%)	9970 (96,97%)	312 (3,03%)	9878 (96,07%)	404 (3,93%)
2023	10550	9369 (88,81%)	1181 (11,19%)	10257 (97,22%)	293 (2,78%)	10118 (95,91%)	432 (4,09%)

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A Tabela 12 aborda os rendimentos extras dos militares ao longo dos anos. Em 2009, 13,94% dos militares recebiam o crédito de GSV, percentual que variou ao longo dos anos, chegando a 11,19% em 2023. O crédito de GNFE foi recebido por 4,45% dos militares em

2009, com uma queda para 2,78% em 2023. O crédito de PTTC, não presente em 2009 e 2010, passou a ser recebido por 1,31% dos militares em 2011, atingindo 4,09% em 2023.

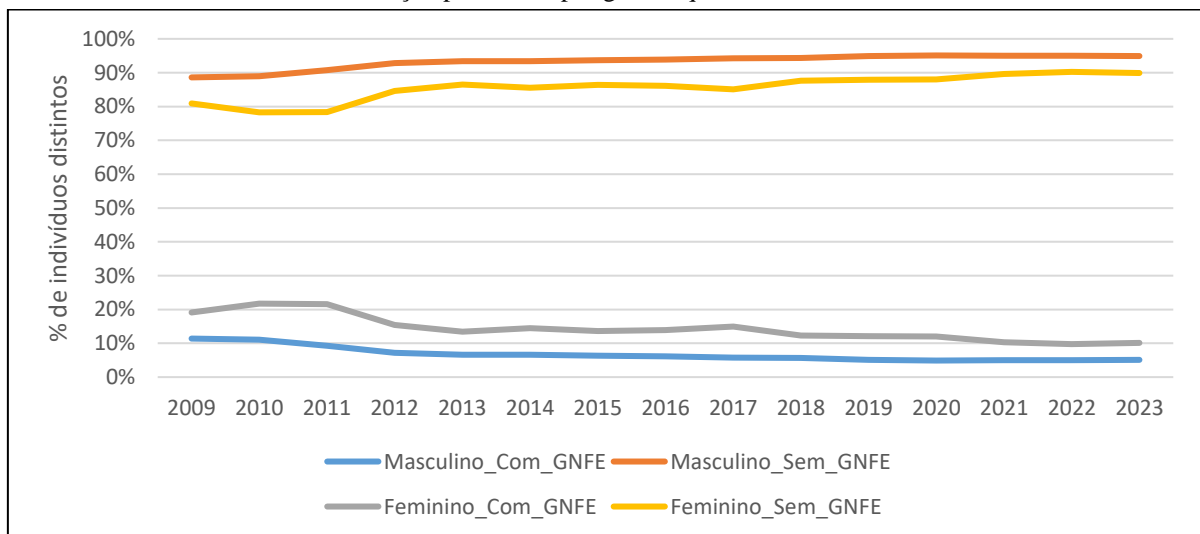
Gráfico 10 – Evolução percentual por gênero quanto à GSV, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

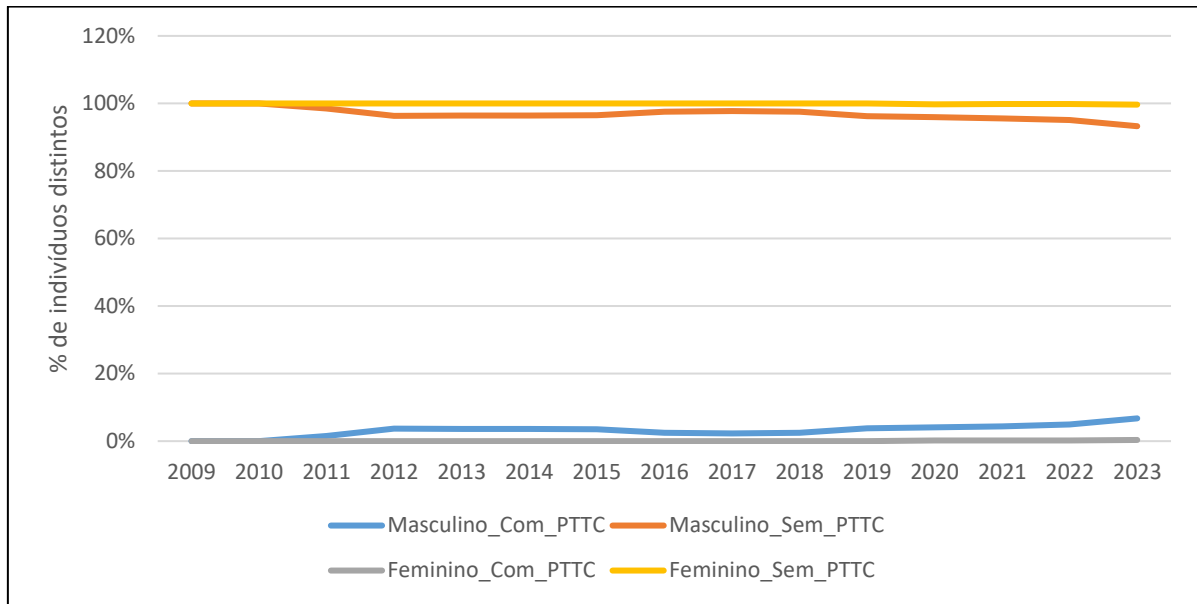
A análise desses dados revela um perfil socioeconômico dos militares do CBMDF caracterizado por uma diversidade de deduções e créditos, com uma predominância de renda extra de GSV. As deduções de crédito consignado, pensão alimentícia e indenização do fundo de saúde são comuns, enquanto os créditos adicionais, como GSV, GNFE e PTTC, são menos frequentes. Essas tendências refletem a estrutura financeira e os benefícios disponíveis aos militares.

Gráfico 11 - Evolução percentual por gênero quanto à GNFE, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

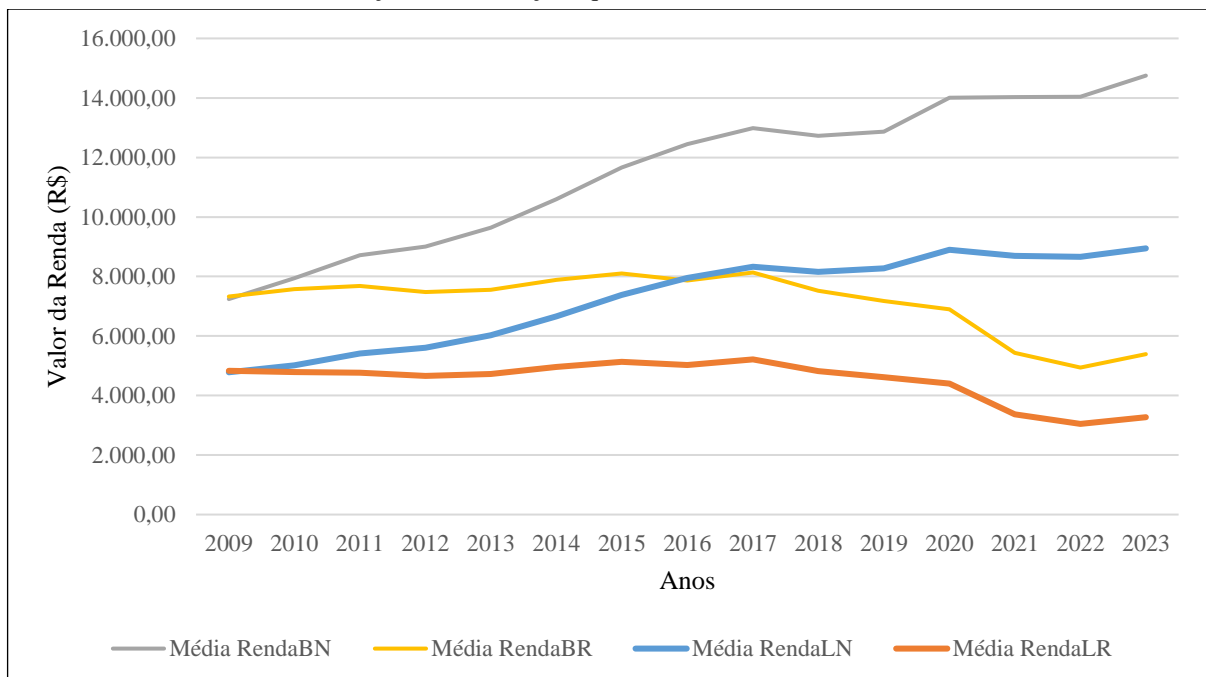
Gráfico 12 - Evolução percentual por gênero quanto à PTTC, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

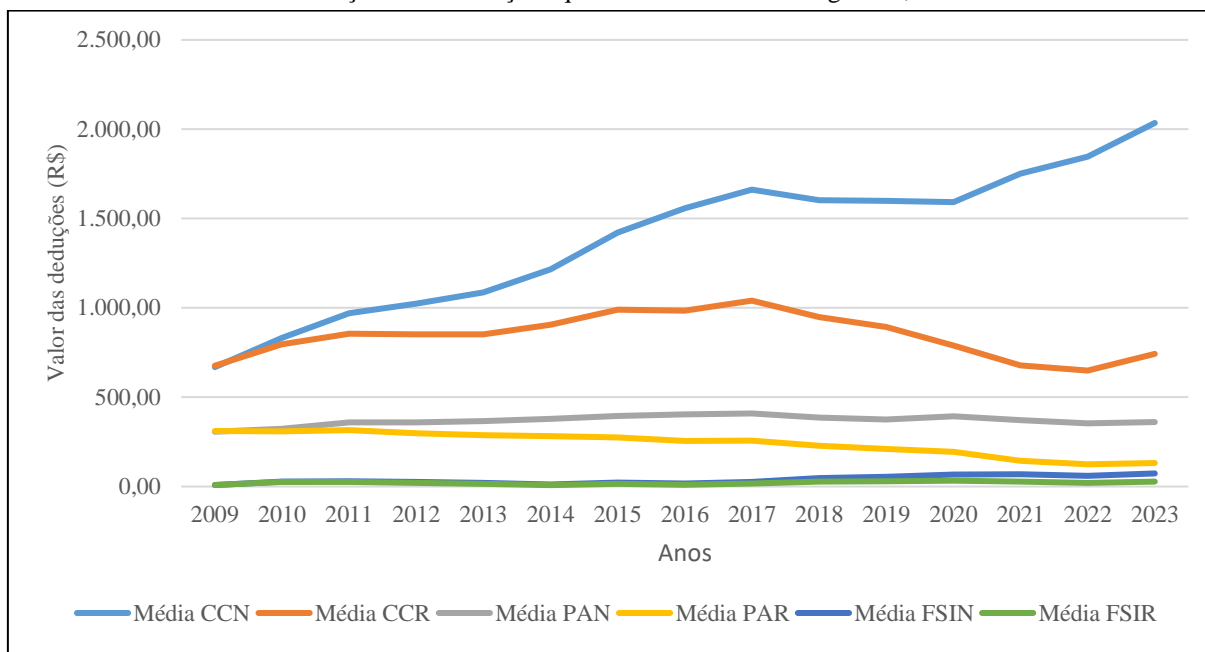
Os gráficos 10, 11 e 12 apresentam a evolução temporal por gênero quanto aos rendimentos extras de GSV, GNFE e PTTC dos militares ao longo dos anos. Observa-se que proporcionalmente ao total de cada gênero, o feminino recebe mais GSV e GNFE, enquanto o masculino PTTC, nessa última forma de rendimento extra, a participação feminina é praticamente inexistente no âmbito do CBMDF. Houve um pico de cotas de GSV em 2014, devido a Copa do Mundo de Futebol.

Gráfico 13 - Evolução de observações quanto a média das rendas, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Gráfico 14 - Evolução de observações quanto a média dos consignados, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Os gráficos 13 e 14 trazem as médias das rendas, brutas e líquidas, nominais e reais, e as deduções nominais e reais de crédito consignado, pensão alimentícia e indenização do Fundo de Saúde do CBMDF, respectivamente. De 2009 a 2023, observa-se uma evolução significativa nas médias das rendas brutas nominais (Renda BN) e líquidas nominais (Renda LN), assim como na dedução nominal de crédito consignado (CCN).

Tabela 13 - Soma por ano de rendimentos e deduções em valores nominais

Ano	Renda bruta	Renda líquida	Dedução de crédito consignado	Dedução de pensão alimentícia	Dedução de indenização do fundo de saúde
2009	647.960.648,18	427.781.281,68	59.813.050,20	27.457.028,41	753.190,41
2010	707.338.239,58	446.896.569,18	74.151.553,41	28.734.320,25	2.478.887,24
2011	772.612.382,37	479.457.367,41	86.090.572,17	31.759.485,03	2.584.992,33
2012	868.188.333,30	540.130.662,06	98.793.368,61	34.547.486,29	2.424.984,39
2013	963.006.628,93	601.896.537,48	108.459.930,73	36.634.640,23	1.952.066,03
2014	1.087.064.827,23	683.890.171,84	124.745.757,94	38.924.376,19	1.166.700,70
2015	1.188.404.837,87	751.975.985,07	144.930.675,86	40.186.277,86	2.293.740,33
2016	1.262.192.001,00	806.135.477,26	157.965.937,00	41.017.870,31	1.681.256,66
2017	1.311.230.365,03	840.458.612,93	167.757.028,39	41.285.392,93	2.620.335,30
2018	1.360.888.164,50	871.639.991,00	171.438.814,25	41.200.643,47	5.015.866,41
2019	1.420.503.038,96	912.933.305,99	176.534.129,71	41.462.288,83	5.965.309,82
2020	1.571.931.542,27	998.655.215,48	178.794.376,14	44.042.864,34	7.462.997,34
2021	1.620.941.218,51	1004703663,53	202.295.958,73	43.040.485,09	8.011.961,53
2022	1.692.175.207,71	1043919146,58	222.413.849,50	42.628.702,03	7.225.667,10
2023	1.833.632.158,57	1111994973,74	252.986.482,89	44.802.317,57	9.104.793,04

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Os dados das tabelas 13 e 14 também demonstram essa evolução significativa na renda bruta nominal (RendaBN) e na renda líquida nominal (RendaLN) ao longo dos anos. Observa-se um crescimento contínuo da soma da renda bruta nominal, que passou de aproximadamente R\$ 647,96 milhões em 2009 para R\$ 1,83 bilhão em 2023.

Tabela 14 - Soma por ano de rendimentos e deduções em valores reais

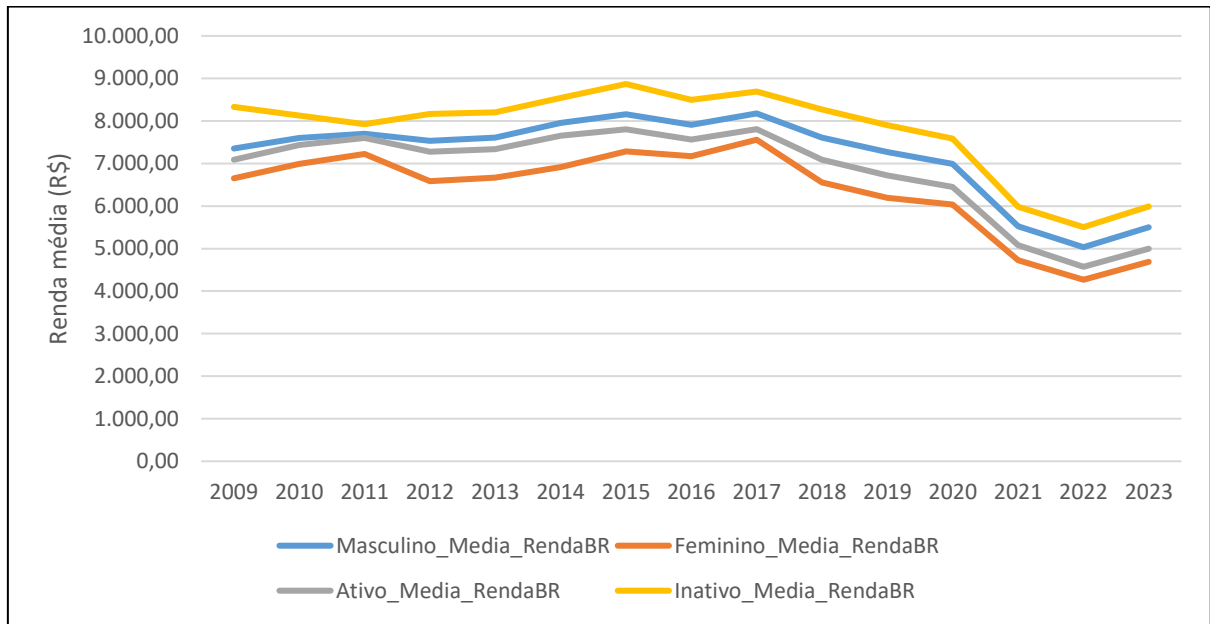
Ano	Renda bruta	Renda líquida	Dedução de crédito consignado	Dedução de pensão alimentícia	Dedução de indenização do fundo de saúde
2009	655.214.334,17	432.534.476,88	60.475.781,95	27.767.392,24	755.496,55
2010	675.088.641,03	427.129.546,43	70.947.199,25	27.506.424,47	2.320.532,02
2011	680.680.943,61	422.662.709,23	75.920.241,55	28.002.418,04	2.287.213,91
2012	721.514.636,07	449.366.912,04	82.188.375,48	28.759.025,59	2.020.755,88
2013	754.202.137,94	471.686.063,90	85.082.802,35	28.739.546,91	1.537.661,34
2014	809.014.068,04	509.185.184,92	92.880.359,24	28.985.488,70	867.215,57
2015	825.575.294,84	523.046.235,26	100.942.915,82	28.005.365,41	1.590.915,55
2016	797.083.810,44	509.212.377,16	99.853.785,38	25.937.266,63	1.070.229,47
2017	821.100.824,31	526.317.844,02	105.052.476,14	25.853.990,80	1.643.453,15
2018	804.297.365,01	515.436.560,48	101.510.377,40	24.393.793,53	2.961.143,09
2019	791.710.381,17	509.028.057,32	98.526.340,85	23.141.572,33	3.327.723,50
2020	774.551.135,80	494.001.107,46	88.608.361,41	21.843.832,95	3.684.990,19
2021	628.108.603,80	389.700.563,85	78.447.360,90	16.717.886,11	3.116.802,99
2022	595.191.771,69	367.012.071,80	78.218.033,33	14.994.114,23	2.541.658,99
2023	670.405.502,41	406.590.342,82	92.384.191,92	16.363.533,07	3.327.340,46

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Enquanto a renda líquida nominal teve um aumento de R\$ 427,78 milhões para R\$ 1,11 bilhão no mesmo intervalo. A média anual da renda bruta nominal também apresentou um aumento consistente, de R\$ 7.240,75 em 2009 para R\$ 14.750,36 em 2023, refletindo uma trajetória de crescimento econômico e possivelmente ajustes salariais. Similarmente, a renda líquida nominal média cresceu de R\$ 4.780,32 para R\$ 8.945,27 no mesmo período.

No entanto, ao analisar a renda bruta real (RendaBR) e a renda líquida real (RendaLR), nota-se uma flutuação considerável. A soma da renda bruta real variou de R\$ 655,21 milhões em 2009, alcançando um pico de R\$ 821,10 milhões em 2017, seguido por uma queda até 595,19 milhões em 2022 e uma leve recuperação para R\$ 670,40 milhões em 2023. Este comportamento sugere que, apesar do crescimento nominal, a renda real foi afetada por fatores inflacionários e outras variáveis econômicas, resultando em uma diminuição do poder de compra ao longo do tempo.

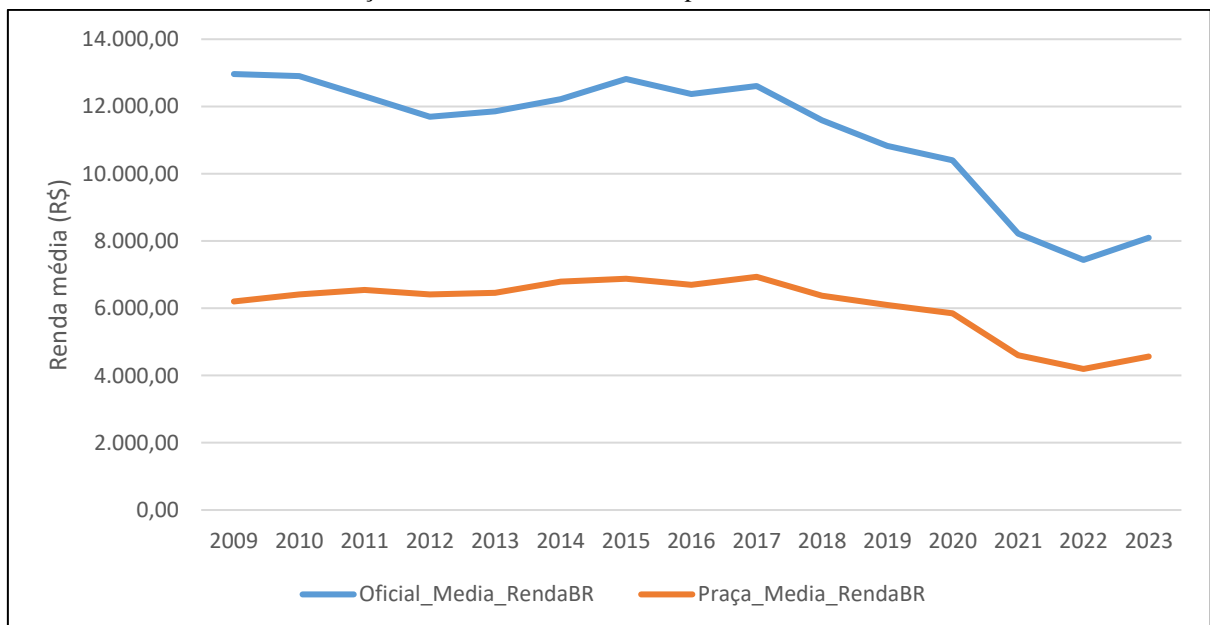
Gráfico 15 - Evolução da renda média por gênero e situação funcional, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

O gráfico 15 apresenta as médias da renda bruta real, por gênero e situação funcional. O inativo tem um rendimento médio superior ao do ativo, assim como o gênero masculino possui um rendimento médio superior ao feminino, de cerca de R\$ 1.000,00 a mais. Mas a perda de rendimentos ao longo dos anos foi proporcional a todas as categorias.

Gráfico 16 - Evolução da renda bruta real média por carreira militar, de 2009 a 2023



Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Diferentemente ocorreu no Gráfico 15, no 16 ao se comparar a renda média por carreira militar, observa-se um achatamento salarial entre as carreiras, com um declínio superior de rendimento médio dos oficiais em relação às praças, mas com um leve pico no último ano, que reflete reajuste salarial de 2023 do Governo Federal aos servidores públicos.

As deduções nominais e reais, como crédito consignado (CCN e CCR), pensão alimentícia (PAN e PAR) e indenização do Fundo de Saúde do CBMDF (FSIN e FSIR), também mostraram tendências de crescimento. O crédito consignado nominal teve um aumento constante, de R\$ 59,81 milhões em 2009 para R\$ 252,98 milhões em 2023. Em 2009, a média da dedução de crédito consignado era de R\$ 668,39, aumentando para R\$ 2.035,11 em 2023. Este aumento pode indicar uma maior dependência dos servidores em empréstimos consignados ao longo do tempo, possivelmente devido a dificuldades econômicas ou necessidades financeiras adicionais.

As deduções para pensão alimentícia nominal (PAN) também aumentaram significativamente, o que pode ser resultado de mudanças na legislação ou no perfil demográfico dos servidores. A pensão alimentícia nominal teve um aumento na média de dedução de R\$ 306,82 em 2009 para R\$ 360,41 em 2023. Por outro lado, as deduções reais para pensão alimentícia (PAR) mostraram variações, reduzindo de R\$ 310,29 para R\$ 131,63, refletindo a influência da inflação e de ajustes no valor das pensões ao longo dos anos.

A indenização do Fundo de Saúde do CBMDF, tanto nominal (FSIN) quanto real (FSIR), apresentou um aumento gradual, indicando uma crescente necessidade de cobertura de saúde entre os servidores. Em 2009, a soma das indenizações nominais foi de aproximadamente R\$ 753 mil, aumentando para mais de R\$ 9 milhões em 2023, o que pode ser reflexo de um maior acesso e utilização dos benefícios de saúde oferecidos. A média da dedução do Fundo de Saúde nominal, inicialmente com uma média de R\$ 8,42, teve um aumento para R\$ 73,24 no mesmo período.

Analisando as somas anuais das deduções nominais, em 2009 o total gasto com crédito consignado foi de R\$ 59.813.050,20, com pensão alimentícia de R\$ 27.457.028,41 e com o Fundo de Saúde de R\$ 753.190,41. Em 2023, esses valores subiram para R\$ 252.986.482,89, R\$ 44.802.317,57 e R\$ 9.104.793,04, respectivamente.

O valor nominal deduzido dos rendimentos dos militares em 2009 era de 13,58% e ao longo dos anos apresentou um contínuo incremento, alcançando o patamar de 16,74% de dedução com consignados em relação a renda bruta nominal em 2023, sendo 13,80% com crédito consignado, 2,44% com pensão alimentícia e 0,50% com a indenização do Fundo de Saúde.

A Tabela 15 apresenta a soma anual dos rendimentos de três tipos de rendimentos adicionais disponíveis para os militares ao longo dos anos, tanto em valores nominais quanto em valores reais, de GSV, GNFE e PTTC.

Em relação aos rendimentos de GSV, observa-se uma variação significativa nos valores ao longo dos anos. Em termos nominais, o total variou de R\$ 9.295.110,00 em 2009 para R\$ 20.896.169,00 em 2024, representando um aumento de aproximadamente 125,18%. Em valores reais, os montantes variaram de R\$ 9.428.248,93 em 2009 para R\$ 7.661.442,23 em 2024. Esta diferença entre valores nominais e reais reflete a influência da inflação ao longo do período.

Tabela 15 - Soma por ano de rendimentos de GSV, GNFE e PTTC

Valores nominais			Valores reais		
Crédito de GSV	Crédito de GNFE	Crédito de PTTC	Crédito de GSV	Crédito de GNFE	Crédito de PTTC
9.295.110,00	1.552.594,30	0	9.428.248,93	1.569.675,33	0
7.671.204,00	1.508.196,14	0	7.301.870,16	1.445.399,43	0
20.419.400,00	1.420.405,82	1.808.962,39	17.858.682,16	1.252.884,21	1.584.283,94
23.877.200,00	1.290.548,39	6.164.000,79	19.731.522,77	1.071.739,60	5.095.319,19
27.051.000,00	1.388.988,63	8.542.345,90	21.065.337,48	1.089.642,53	6.710.197,06
37.656.200,00	1.493.940,80	9.560.103,82	28.046.482,54	1.112.589,49	7.117.850,91
13.508.400,00	1.581.845,16	8.365.673,09	9.298.877,49	1.102.618,18	5.850.944,94
13.110.000,00	1.517.055,35	6.376.059,51	8.220.970,79	959.551,56	4.040.693,23
8.074.500,00	1.370.921,65	3.863.998,68	5.072.996,23	858.264,21	2.416.240,31
7.205.700,00	1.472.913,17	7.125.137,09	4.164.994,62	872.126,48	4.200.506,44
18.011.700,00	1.580.248,62	10.706.705,95	9.979.741,35	881.564,57	5.962.206,77
19.311.200,00	1.563.038,61	14.234.119,46	9.441.372,75	778.351,28	7.051.401,06
18.587.150,00	1.610.278,05	15.309.256,95	7.138.267,29	624.043,88	5.936.588,68
19.136.650,00	1.595.897,71	16.019.998,75	6.738.169,50	561.288,32	5.633.802,75
20.896.169,00	1.664.737,87	18.926.932,43	7.661.442,23	607.753,54	6.919.734,70

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Quanto ao Crédito de GNFE, os valores nominais variaram de R\$ 1.552.594,30 em 2009 para R\$ 1.664.737,87 em 2024. Em termos reais, a variação foi de R\$ 1.569.675,33 em 2009 para R\$ 607.753,54 em 2024. Nota-se que, apesar das flutuações ao longo dos anos, os valores reais tendem a ser menores do que os nominais, indicando um ajuste para considerar o impacto da inflação.

Já o Crédito de PTTC, que não estava presente nos primeiros anos da análise, teve um aumento considerável ao longo do tempo. Em termos nominais, o crédito começou em R\$ 1.808.962,39 e chegou a R\$ 18.926.932,43 em 2024. Em valores reais, esses montantes começaram em R\$ 1.584.283,94 e atingiram R\$ 6.919.734,70 em 2024. Essa tendência ascendente sugere uma possível implementação ou expansão desse tipo de prestação de serviço por parte dos militares junto ao CBMDF ao longo dos anos.

Além disso, ao analisar os valores nominais e reais dos créditos de GSV, GNFE e PTTC, é possível perceber padrões interessantes em sua distribuição ao longo dos anos. Por exemplo, os créditos de GSV e GNFE geralmente apresentam valores mais estáveis em termos nominais, com flutuações menores em comparação com o Crédito de PTTC, que demonstra uma tendência mais pronunciada de crescimento ao longo do tempo.

Essa variação nos valores dos créditos adicionais pode ser influenciada por uma série de fatores, incluindo mudanças nas políticas governamentais, com destinação de recursos e aumento de cotas para recebimentos dessas verbas extras.

A análise detalhada dos rendimentos de GSV, GNFE e PTTC proporciona uma compreensão mais completa do panorama financeiro dos militares, tendo em vista que esses créditos adicionais contribuem para a renda dos militares e podem influenciar significativamente o perfil socioeconômico da instituição ao longo do tempo.

Portanto, os dados coletados ao longo dos anos de 2009 a 2023 mostram um panorama detalhado do perfil socioeconômico e demográfico dos servidores públicos militares do CBMDF.

4.2 Modelo econométrico

4.2.1 Características do banco de dados e descrição das variáveis

Os quadros 4 a 7 apresentam as características do banco de dados e a descrição das variáveis. Para variáveis referentes a descontos e rendimentos, cujo interesse é apenas verificar se receber ou não o valor afeta o desfecho, foi utilizada a *dummy*. Enquanto se o interesse é verificar o efeito do valor no desfecho, foi utilizado o próprio valor como variável. Evitou-se utilizar ambos os efeitos (*dummy* e o valor), a fim de evitar a multicolinearidade.

Quadro 4 - Variáveis quantitativas contínuas

Variáveis nominais		Variáveis reais	
Nome	Sigla	Nome	Sigla
Renda bruta nominal	RendaB N	Renda bruta real	RendaB R
Renda líquida nominal	RendaL N	Renda líquida real	RendaL R
Crédito consignado nominal	CCN	Crédito consignado real	CCR
Pensão alimentícia nominal	PAN	Pensão alimentícia real	PAR
Fundo de saúde indenizatório nominal	FSIN	Fundo de saúde indenizatório real	FSIR
Gratificação de Serviço Voluntário nominal	GSVN	Gratificação de Serviço Voluntário real	GSVR
Gratificação de Função de Natureza Especial nominal	GNFEN	Gratificação de Função de Natureza Especial real	GNFER
Prestação de Tarefa por Tempo Certo nominal	PTTCN	Prestação de Tarefa por Tempo Certo real	PTTCR

Fonte: elaboração própria.

Quadro 5 - Variáveis quantitativas discretas

Nome	Sigla
Tempo sequencial de 1 a 180	T
Identificação do servidor	ID
Idade	Idade
Número de dependentes	NDepdt

Fonte: elaboração própria.

Além das variáveis explicativas propostas pelo referencial teórico, houve o levantamento de outras variáveis cadastrais e financeiras, algumas peculiares ao serviço militar, de caráter socioeconômica e demográfica, que podem ser testadas para ajudar a compor melhor o modelo econométrico proposto, são elas: a raça, cor ou etnia, a carreira militar (oficial ou praça), o pagamento de indenização ao Fundo de Saúde por utilização do Sistema de Saúde do CBMDF por utilização de dependentes do militar, o recebimento de Gratificação de Função de Natureza Especial (GNFE) ou de Gratificação de Serviço Voluntário (GSV), os rendimentos por Prestação de Tarefa por Tempo Certo (PTTC) e os cursos de especialização que possibilitam ao militar se voluntariar para o serviço na sua folga e receber a GSV.

A variável dependente considerada para análise, em todos os modelos, é representada por uma *dummy*, em que o valor 1 representa o fato de possuir consignados, enquanto o valor 0 indica não possuir. As variáveis referentes ao perfil socioeconômico e demográfico da população estudada correspondem aos regressores dos modelos de dados em painel *logit*.

É necessário se observar que somente atribuir valores às variáveis qualitativas que compõem o modelo de forma aleatória, tanto à dependente quanto às explicativas, compromete o banco de dados, o que resultaria numa ponderação arbitrária (Fávero; Belfiore, 2017), com a possibilidade de analisar medidas descritivas, como média e desvio padrão, em softwares estatísticos. Segundo os autores, deve-se recorrer ao artifício das variáveis do tipo *dummy* ou binárias, que assumem valores iguais a 0 ou 1, estratificando a amostra, de acordo com um evento ou atributo.

Para uma variável qualitativa com n categorias são necessárias $(n - 1)$ *dummies*, sendo que uma categoria é escolhida como referência e seu comportamento é capturado pelo parâmetro estimado, o intercepto da regressão - α_1 (Fávero; Belfiore, 2017). Neste estudo, as primeiras categorias de cada variável *dummy* foram omitidas, tomadas como referência do modelo, conforme os critérios para a criação das variáveis *dummy* a partir da variável qualitativa apresentados no quadro 7 para variáveis qualitativas nominais dicotômicas e no quadro 8 para as policotômicas.

Quadro 6 - Critérios para a criação das variáveis dummy dicotômicas

Categoria da variável	Especificação da variável dummy
Crédito consignado Sem dedução de crédito consignado Com dedução de crédito consignado	_ICCons_2 0 1
Gênero Feminino Masculino	_IGen_2 0 1
Religião Sem religião Com religião	_IRel_2 0 1
Raça, cor ou etnia Branco Demais raças	_IRCE_2 0 1
Posto/Graduação Praças Oficiais	_IPOf_2 0 1
Situação funcional Inativo Ativo	_ISitF_2 0 1
Dependentes Sem dependente Com dependente	_IDepdt_2 0 1
Pensão alimentícia Sem dedução de pensão alimentícia Com dedução de pensão alimentícia	_IPA_2 0 1
Fundo de saúde Sem dedução de Fundo Saúde Indenizatório Com dedução de Fundo Saúde Indenizatório	_IFSInd_2 0 1
GSV Sem rendimento de GSV Com rendimento de GSV	_IGSV_2 0 1
PTTC Sem rendimento de PTTC Com rendimento de PTTC	_IPTTC_2 0 1
GNFE Sem rendimento de GSV Com rendimento de GSV	_IGNFE_2 0 1
Cursos de Especialização⁴ Com cursos de especialização Sem cursos de especialização	_IEsp_1 0 1

Fonte: elaboração própria.

⁴ Os cursos de especialização específica são: CPCIF (Curso de prevenção e combate a incêndio florestal), CEPI (Curso de especialização em prevenção de incêndio), CPI (Curso de perícia de incêndio), CTINVI (Curso de técnica em investigação de incêndio) e o CESINT (Curso de especialização em inteligência) que possuem projetos para empenho de cotas de GSV. Além desses cursos, as demais cotas são destinadas ao Comando Operacional do CBMDF (COMOP) para reforço das alas de serviço e escalas extras, em que militares com outras ou nenhuma especialização pode se voluntariar.

Quadro 7 - Critérios para a criação das variáveis dummy policotômicas

Categoria da variável				
Estado civil	_IECiv_2	_IECiv_3	_IECiv4	_IECiv5
Casado ou companheira	0	0	0	0
Solteiro	1	0	0	0
Divorciado ou separado judicialmente	0	1	0	0
Viúvo	0	0	1	0
Estado civil ignorado	0	0	0	1
Escolaridade	_IEsc2	_IEsc_3	_IEsc_4	_IEsc_5
Alfabetizado sem cursos regulares ou 4ª série do ensino fundamental	0	0	0	0
Ensino médio	1	0	0	0
Ensino superior	0	1	0	0
Pós-graduação, mestrado, doutorado ou pós-doutorado	0	0	1	0
Escolaridade ignorada	0	0	0	1

Fonte: elaboração própria.

4.2.2 Decomposição de variância de variáveis quantitativas

Os regressores podem potencialmente variar simultaneamente ao longo do tempo e entre indivíduos. Enquanto a variação, ao longo do tempo ou para um dado indivíduo, é conhecida por *within variance*, a variação entre indivíduos é chamada de *between variance* (Favero; Almeida, 2011). Essas estatísticas ajudam a entender a distribuição e a variabilidade das variáveis em um modelo de dados em painel, informando como elas variam entre indivíduos e ao longo do tempo.

De acordo com a tabela 16, nota-se a variabilidade de identificador (id) *overall* é alta (2955,791), refletindo a ampla gama de observações individuais no estudo, com valores variando de um mínimo de 1 a um máximo de 11526, enquanto não há variação dentro dos indivíduos (*within*) ao longo do tempo, como esperado para um identificador.

A variável tempo (t) mostra variação significativa tanto *between* (34,1759) quanto *within* (48,49887), indicando que o período de observação, que varia de 1 a 180 meses, apresenta uma variação substancial tanto entre diferentes indivíduos quanto ao longo do tempo para o mesmo indivíduo.

A idade da população estudada varia de 19 a 97 anos, com a maior parte da variação de idade é entre indivíduos (12,5547), em comparação da variação dentro de indivíduos ao longo do tempo (4,052753), refletindo a tendência de aumento gradual da idade ao longo dos 15 anos estudados.

Tabela 16 - Estatísticas do painel e decomposição de variância *Within* e *Between*

Variável	Decomposição	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo	Observações
id	<i>Overall</i>	4942,149	2955,791	1	11526	N = 1560418
	<i>Between</i>		3.327,414	1	11526	N = 11526
	<i>Within</i>		0	4942,149	4.942,149	T-bar = 135382
t	<i>Overall</i>	95,66463	51,95367	1	180	N = 1560418
	<i>Between</i>		34,1759	1	179,5	N = 11526
	<i>Within</i>		48,49887	-28,72562	201,0793	T-bar = 135382
Idade	<i>Overall</i>	45,77246	12,20359	19	97	N = 1560418
	<i>Between</i>		12,5547	21,81818	92	N = 11526
	<i>Within</i>		4,052753	34,94319	54,11392	T-bar = 135382
Número de dependentes	<i>overall</i>	2,159667	1,476585	0	13	N = 1560418
	<i>between</i>		1,298939	0	9,833333	N = 11526
	<i>within</i>		0,801833	-3,284778	13,62078	T-bar = 135382
Renda bruta real	<i>Overall</i>	7051,79	3436,09	0	69706,8	N = 1560418
	<i>Between</i>		2769,29	0	19578,38	N = 11526
	<i>Within</i>		2297,139	-5344,186	61635,07	T-bar = 135382
Renda líquida real	<i>Overall</i>	4455,8	2365,06	0	62334,15	N = 1560418
	<i>Between</i>		1796,318	0	16772,79	N = 11526
	<i>Within</i>		1614,487	-5144,203	60217	T-bar = 135382
Crédito consignado real	<i>Overall</i>	840,1842	829,5944	0	7.053,665	N = 1560418
	<i>Between</i>		681,4517	0	3.764,716	N = 11526
	<i>Within</i>		452,1652	-2781,832	6.713,763	T-bar = 135382
Pensão alimentícia real	<i>Overall</i>	235,2009	568,2171	0	45307,48	N = 1560418
	<i>Between</i>		474,8171	0	8.658,758	N = 11526
	<i>Within</i>		268,7243	-3591,436	41460,67	T-bar = 135382
GSV real	<i>Overall</i>	109,6815	372,3696	0	5.480,697	N = 1560418
	<i>Between</i>		169,6828	0	1.498,509	N = 11526
	<i>Within</i>		323,7485	-1388,827	5.314,684	T-bar = 135382
GFNE real	<i>Overall</i>	9,476619	62,92445	-1289,121	3.702,474	N = 1560418
	<i>Between</i>		26,96945	-37,9372	3.334,221	N = 11526
	<i>Within</i>		55,09038	-1405,4	3.631,628	T-bar = 135382
PTTC real	<i>Overall</i>	43,91116	3023,993	0	7.140,225	N = 1560418
	<i>Between</i>		1622,878	0	2052,69	N = 11526
	<i>Within</i>		2398,891	-2008,779	5.675,779	T-bar = 135382

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1®.

Fonte: elaboração própria, com base no banco de dados extraído do SIAPE, GECOPE e GEDEP em 2023 e 2024.

Para as variáveis renda bruta real e renda líquida real, há uma variação substancial tanto *between* (2769,29 e 1796,318, respectivamente) quanto *within* (2297,139 e 1614,487, respectivamente). Isso indica que a renda varia significativamente tanto entre diferentes indivíduos quanto ao longo do tempo para os mesmos indivíduos.

A variabilidade do crédito consignado real é maior *between* (681,4517) do que *within* (452,1652), indicando que há diferenças notáveis no crédito consignado entre os indivíduos, enquanto a variação ao longo do tempo para o mesmo indivíduo também é significativa, embora menor.

A variável pensão alimentícia real mostra uma variação considerável tanto *between* (474,8171) quanto *within* (268,7243), sugerindo que tanto as diferenças entre indivíduos quanto as mudanças ao longo do tempo são importantes.

Para a Gratificação de Serviço Voluntário (GSV) real, a variabilidade *within* (323,7485) é maior que *between* (169,6828), indicando que a gratificação de serviço voluntário varia mais ao longo do tempo para o mesmo indivíduo do que entre diferentes indivíduos.

A Gratificação de Função de Natureza Especial (GFNE) real tem uma variabilidade *within* (55,09038) maior que *between* (26,96945), similar à GSV, sugerindo maior variação ao longo do tempo do que entre indivíduos.

A variável Prestação de Tarefa por Tempo Certo (PTTC) real também segue um padrão similar, com maior variabilidade *within* (239,8891) do que *between* (162,2878), indicando que essa gratificação varia mais ao longo do tempo para os mesmos indivíduos.

Com base na análise da decomposição de variância, de modo geral, a maioria dos regressores demonstra maior variação entre indivíduos do que ao longo do tempo. No entanto, ainda não é possível concluir que a estimação dentro dos indivíduos (*within*) influenciará significativamente o endividamento por contrair créditos consignados. Isso ocorre porque a proporção das variâncias *within* e *between* varia entre as variáveis e ainda não há informações sobre a significância estatística de cada uma delas nos modelos.

4.2.3 Frequência global das variáveis qualitativas

Como a variável dependente de dedução de crédito consignado *_ICCons_2* é qualitativa, não faz sentido se discutir a sua decomposição de variância. Entretanto, é possível analisar como se comporta esta variável em termos de frequência global e em termos de transição de suas categorias ao longo do tempo, conforme se apresenta na tabela 17.

Tabela 17 - Distribuição de frequências da variável dependente

Dummy de crédito consignado	Frequência	Percentual	Acumulado
0	550,183	35,26	
1	1.010,235	64,74	100,00
Total	1.560,418	100,00	

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1®.

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Por meio da tabela 12, pode-se perceber que a maioria dos indivíduos observados mês a mês possui consignados (64,74%), enquanto 35,26% dos indivíduos não possuem consignados. Isso sugere que o uso de consignados é comum entre a população estudada.

A predominância de indivíduos com consignados pode influenciar a interpretação dos resultados dos modelos logit em painel, já que a maior parte das observações está concentrada no grupo com consignados. A variação relativamente equilibrada, embora inclinada para os que possuem consignados, permite que o modelo capture diferenças significativas entre os dois grupos.

A predominância de indivíduos com consignados na amostra deve ser considerada para assegurar que os fatores determinantes identificados pelo modelo são robustos e aplicáveis de maneira generalizada, evitando vieses que possam surgir devido à distribuição desigual da variável dependente. Por isso, a análise detalhada da significância estatística dos regressores ajudará a esclarecer a dinâmica subjacente ao endividamento por meio de consignados.

Por outro lado, é possível que se investigue como esta variável dependente se comporta ao longo do tempo, conforme tabela 18.

Tabela 18 - Comportamento de transição da variável dependente

Dummy de crédito consignado	0	1	Total
0	97,47	2,53	100,00
1	1,16	98,84	100,00
Total	35,08	64,92	100,00

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A análise da transição da variável dependente ao longo do tempo revela uma alta estabilidade, com a maioria dos indivíduos observados mês a mês, mantendo sua condição inicial (com ou sem consignados) de um período para o outro. Indivíduos que não possuem consignados têm uma probabilidade muito alta (97,47%) de permanecerem sem consignados. Indivíduos que possuem consignados têm uma probabilidade muito alta (98,84%) de continuarem a possuir consignados.

A alta persistência nos estados sugere que uma vez que os indivíduos tomam a decisão de obter um consignado, eles tendem a manter essa condição. Similarmente, aqueles que não possuem consignados tendem a manter essa condição ao longo do tempo. Isso indica que decisões sobre a posse de consignados tendem a ser duradouras. Essa estabilidade deve ser levada em conta ao interpretar os resultados dos modelos *logit* em painel, pois sugere que mudanças na posse de consignados são relativamente raras e a maioria das variações observadas deve-se a indivíduos mantendo seu status ao longo do tempo.

4.2.4 Estimações dos modelos

Um modelo de dados em painel, em que a variável dependente é representada por uma dummy y_{it} com regressores x_{it} , em que i denota o indivíduo e t o período, pode ser estudado por métodos com diferentes estimadores. Seguindo o que foi discutido na metodologia, são estimados neste tópico o *Pooled Logit*, método tradicional em *cross-section*; o método *PA Logit*, que se assume que as correlações são as mesmas, independentemente de quantos períodos distantes estejam as observações; e os métodos com as estimações de Efeitos Fixos e Efeitos Aleatórios. No apêndice G encontra-se o arquivo gerado após todas as estimações realizadas no software de modelagem Stata/SE® 16.1.

O Stata/SE® 16.1 disponibiliza o procedimento *Stepwise* para a exclusão automática de variáveis explicativas que não apresentam significância estatística somente para regressão logística, para o modelo com dados em painel este procedimento não está disponível.

Fávero e Belfiore (2017) alertam para a necessidade de cuidado ao realizar a exclusão manual simultânea dessas variáveis. Isso porque um parâmetro β que inicialmente não é estatisticamente significativo pode se tornar significativo após a remoção de outra variável igualmente não significativa da análise.

Por isso, os modelos foram gerados inicialmente com a inserção de todas as variáveis, caso o modelo em processamento não convergisse, variáveis foram sendo retiradas e na finalização de cada etapa, as que não eram estatisticamente significativas também foram retiradas, uma de cada vez, na ordem da menor significância primeiro, foram retiradas para se processar um novo modelo. Os resultados apresentados são dos modelos estimados com variáveis estatisticamente significantes.

4.2.4.1 Estimação pelo método *Pooled Logit*

Os resultados da estimativa *Pooled Logit*, apresentados na Tabela 19, mostram que várias variáveis socioeconômicas e demográficas têm um impacto significativo na probabilidade de endividamento dos servidores públicos militares do CBMDF. Com base em um número significativo de observações (1.560,235) e indivíduos (11.526), os resultados indicam uma robustez estatística elevada, confirmada pelo valor do Wald χ^2 (6.793,79) e uma probabilidade associada (*Wald Prob* > *chi2*) de 0,0000, indicando que o modelo como um todo é altamente significativo.

Tabela 19 - Resultados da estimação *Pooled Logit*

Variável	Coeficiente (β)	P> z	Intervalo de confiança		Efeito marginal (dy/dx)	Razão de chance (OR)
			Máx.	Mín.		
Idade	0,011105	0,000	0,006866	0,015343	0,0020115	1,0111660
NDepdt	0,333931	0,000	0,310663	0,357198	0,0604880	1,3964460
RendaLR	-0,000432	0,000	-0,000444	-0,000420	-0,0000783	0,9995679
_IGen_1	0,390286	0,000	0,278183	0,502389	0,0706961	1,4774030
_IPOf_1	0,501290	0,000	0,415150	0,587430	0,0908034	1,6508500
_ISitF_1	0,581609	0,000	0,495743	0,667476	0,1053524	1,7889150
_IRel_1	0,165928	0,000	0,081458	0,250398	0,0300561	1,1804880
_IRCE_1	0,274986	0,000	0,202817	0,347156	0,0498109	1,3165130
_IPA_1	0,244042	0,000	0,159083	0,329002	0,0442057	1,2763980
_IFSInd_1	0,077356	0,000	0,038531	0,116181	0,0140122	1,0804270
_IGSV_1	0,835916	0,000	0,779337	0,892495	0,1514174	2,3069260
_IPTTC_1	1,531849	0,000	1.332.946	1.730.751	0,2774782	4,6267220
_IGNFE_1	0,310303	0,000	0,194517	0,426088	0,0562080	1,3638380
_IEciv_2	-0,091709	0,024	-0,17150	-0,011914	-0,0166121	0,9123705
_IEciv_5	-0,517360	0,000	-0,60113	-0,433587	-0,0937143	0,5960922
_IEsc_4	-0,194634	0,002	-0,31680	-0,072472	-0,0352559	0,8231359
_IEsc_5	0,586817	0,000	0,490127	0,683507	0,1062957	1,7982550
_cons	-0,141216	0,263	-0,388381	0,105950		0,8683018

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Quando a constante (*_cons*) em um modelo de regressão logística é insignificante ($P > |z| > 0,05$), isso significa que não há evidência estatística suficiente para afirmar que a chance de ocorrência do evento de interesse, quando todas as variáveis preditoras são iguais a zero, é diferente de zero. Entretanto a insignificância da constante não significa que o modelo como um todo seja inadequado. É importante considerar o contexto e a interpretação das outras variáveis preditoras.

Com relação a significância individual de cada variável independente, O valor p associado ao teste z ($P > |z|$) apresenta valores menores que 0,05. Isso indica que o coeficiente da respectiva variável é estatisticamente significativo na probabilidade de endividamento dos servidores públicos militares do CBMDF. Exceto em relação as variáveis de estado civil *_Eciv_3* e *_Eciv_4*, que foram retiradas do modelo por não se demonstrarem estatisticamente significante, com $P > |z| > 0,05$.

O sinal dos coeficientes mostra que várias variáveis explicativas socioeconômicas e demográficas têm uma associação positiva ou negativa com o fato de possuir a dedução de crédito consignado. Especificamente, a idade, o gênero, a situação, a religião, a raça, posto ou graduação, situação funcional e os rendimentos de GSV, PPTC, GNFE têm associações

positivas significativas. Além dessas, a dedução de pensão alimentícia (*_IPA_1*) está positivamente associada à probabilidade de endividamento, com um coeficiente (dy/dx) de 0,0442057 (4,21% de probabilidade) e uma razão de chance (*OR*) de 1,276398, com 27,64% mais chances de se endividar. Este resultado destaca a importância de considerar compromissos financeiros fixos na análise do endividamento.

A renda líquida real (*RendaLR*) mostra uma associação negativa com a probabilidade de endividamento. Especificamente, um aumento na renda líquida real está associado a uma menor probabilidade de endividamento, conforme indicado pelo coeficiente (dy/dx) negativo de -0,0000783 (0,008% de probabilidade) de probabilidade e a razão de chance (*OR*) de 0,9995679, com 0,04% menos chance. Este resultado sugere que servidores com maior renda líquida são menos propensos a se endividar.

Por outro lado, variáveis como o estado civil apresentam resultados variados. Por exemplo, ser solteiro (*_IEciv_2*) ou ter estado civil ignorado (*_IEciv_5*) estão associados a uma menor probabilidade de endividamento em comparação com ser casado, categoria de referência. As razões de chance para essas categorias são todas menores que 1, confirmando a relação inversa entre estas condições e o endividamento. Como dito anteriormente, as variáveis dos estados civis de divorciado (*_IEciv_3*) e viúvo (*_IEciv_4*) foram retiradas do modelo por não se apresentarem estatisticamente significantes ($P > |z|$).

4.2.4.2 Estimação pelo método *PA Logit*

O modelo *PA Logit* apresentado na tabela 20 foi estimado usando o modelo de efeitos populacionais generalizados (GEE) com uma correlação *exchangeable* e erros padrão robustos. Assim como em *Pooled Logit*, a amostra consistiu em 1.560,418 observações distribuídas por 11.526 grupos (indivíduos), com uma média de 135,4 observações por grupo. O modelo foi ajustado usando a função *logit*, apropriada para variáveis dependentes binárias.

O teste de Wald para o modelo *logit* apresentou um valor de chi-quadrado de 1038,43 com 13 graus de liberdade, indicando que o modelo é estatisticamente significativo ($Prob > chi2 = 0,0000$), sugerindo que pelo menos uma das variáveis independentes no modelo é estatisticamente significativa.

O valor *p* associado ao teste *z* ($P > |z|$) apresenta valores menores que 0,05 que indicam que o coeficiente da respectiva variável é estatisticamente significativo. As variáveis *_IFSInd_1* (Fundo de saúde indenizatório), *_PTTC_1* (PTTC), *_GNFE_1* (GNFE), *_IEciv_2*, *_IEciv_3* e *_IEciv_4* (Estado civil) e *_IEsp_1* (Cursos de especialização), não se apresentaram estatisticamente significantes no modelo, por isso foram retiradas.

Tabela 20 - Resultados da estimação *PA Logit*

Variável	Coeficiente (β)	P> z	Intervalo de confiança		Efeito marginal (dy/dx)	Razão de chance (OR)
			Máx.	Mín.		
Idade	0,0121786	0,000	0,0085331	0,0158240	0,0025620	1,0122530
NDepdt	0,0871786	0,000	0,0720896	0,1022676	0,0183397	1,0910910
RendaBR	0,0000055	0,000	0,00000315	0,00000787	0,0000012	1,0000060
_IGen_1	0,7200910	0,000	0,5992670	0,8409150	0,1514851	2,0546200
_IPOf_1	-0,1342864	0,002	-0,2184648	-0,0501080	-0,0282497	0,8743396
_ISitF_1	0,2517769	0,000	0,1983490	0,3052048	0,0529661	1,2863090
_IRel_1	0,5531107	0,000	0,4152994	0,6909220	0,1163576	1,7386530
_IRCE_1	0,2385864	0,000	0,1226159	0,3545569	0,0501913	1,2694530
_IGSV_1	0,1790921	0,000	0,1564569	0,2017273	0,0376755	1,1961310
_IEciv_5	-0,2282522	0,000	-0,3005985	-0,1559059	-0,0480173	0,7959235
_IEsc_4	-0,3913317	0,000	-0,5462155	-0,2364479	-0,0823242	0,6761558
_IEsc_5	0,7155775	0,000	0,5638352	0,8673198	0,1505356	2,0453680
_IEsp_1	0,1484576	0,014	0,0304565	0,2664587	0,0312309	1,1600440
_cons	-1,8154900	0,000	-2,058.409	-1.572.572		0,1627581

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Os resultados indicam que a idade é um fator significativo na probabilidade do evento de interesse, com um coeficiente (dy/dx) de 0,002433, sugerindo que cada ano adicional aumenta a probabilidade do evento, destacando a importância da maturidade nas decisões dos servidores do CBMDF. Diferentemente da variável de renda líquida real (*RendaLR*) que foi processada no *Pooled Logit*, a renda bruta real (*RendaBR*) apresentou um coeficiente (dy/dx) positivo de 0,0183397, sugerindo que aumentos na renda estão associados a um ligeiro aumento na probabilidade do evento, refletindo que maiores rendimentos podem aumentar a propensão a determinados comportamentos que podem levar ao endividamento, mas esse efeito é muito pequeno.

Entre as variáveis socioeconômicas e demográficas, observa-se que a situação funcional (*_ISitF_1*), com um coeficiente (dy/dx) de 0,0529661, mostra uma forte associação positiva, indicando que as condições familiares influenciam significativamente as decisões e comportamentos dos servidores. Já a variável gênero (*_IGen_1*) tem um coeficiente (dy/dx) de 0,15026, revelando diferenças de comportamento entre os gêneros.

A variável *_IEciv_5*, relacionada ao estado civil, apresentou coeficiente negativo, sugerindo que esta categoria está associada a uma menor probabilidade do evento, destacando a influência do estado civil nas decisões dos servidores. *_IGSV_1* mostrou coeficiente positivo e significativo, indicando que outras características ou condições específicas dos servidores

estão positivamente associadas ao evento de interesse, em que quem se oferece para o serviço voluntário possui uma maior probabilidade de endividamento.

Os efeitos marginais reforçam estas interpretações. A variável o número de dependente aumenta a probabilidade do evento em 1,83% por dependente adicional, enquanto a renda nominal tem um pequeno efeito negativo. As variáveis *_IPOf_1* (carreira militar) e *_IGen_1* (Gênero) também apresentaram efeitos marginais significativos, alinhando-se com os coeficientes obtidos. As razões de chance fornecem uma perspectiva adicional sobre estas relações. Por exemplo, cada dependente adicional na folha de pagamento, aumenta a chance do evento em aproximadamente 1,09%, e as variáveis *_IGen_1*, *_ISitF_1*, *_IRel_1*, *_IRCE_1*, *_IGSV_1* e *_IEsc_5* aumentam significativamente as chances do evento, enquanto o posto ou graduação, a escolaridade e a variável de estado civil diminuem as chances.

4.2.4.3 Estimação pelo método de Efeitos Fixos

Em Efeitos Fixos (EF), a constante não tem uma interpretação direta, pois esse método controla variáveis não observadas que são constantes dentro de cada grupo, mas que podem variar entre grupos, ajustando cada grupo (servidor) por sua própria média. Isso permite isolar o efeito das variáveis que variam dentro de cada grupo, controlando assim por diferenças individuais que poderiam confundir os resultados.

Nesse contexto, as variáveis omitidas em modelos de efeitos fixos geralmente são aquelas que não variam dentro dos grupos (servidores), como características demográficas fixas (gênero, religião e raça, além da escolaridade) que não mudam ao longo do tempo. A constante (*_cons*), por sua vez, representa uma média ajustada que incorpora os efeitos fixos dos grupos, mas não é diretamente interpretável como em modelos sem efeitos fixos, por isso foi suprimida.

Diferentemente dos métodos *Pooled* e *PA Logit*, o modelo EF foi construído com uma amostra de 1.003.023 observações distribuídas em 6.947 grupos distintos, onde o número mínimo de observações por grupo foi de 2, a média foi de 144,4 e o máximo atingiu 180 observações por grupo. Foram excluídos 4.579 grupos (totalizando 557.395 observações) devido a todos os resultados serem positivos ou negativos, o que impedia a variação necessária para a análise. Várias variáveis foram omitidas devido à falta de variação dentro dos grupos, incluindo *_IGen_1*, *_IRel_1*, *_IRCE_1*, *_IEsc_4*, e *_IEsc_5*. Os resultados do modelo de Efeitos Fixos são apresentados na tabela 21.

Tabela 21 - Resultados da estimação de Efeitos Fixos

Variável	Coeficiente (β)	P> z	Intervalo de confiança		Efeito marginal (dy/dx)	Razão de chance (OR)
			Máx.	Mín.		
Idade	-0,0047918	0,000	-0,00658	-0,003004	-0,0009046	0,9952197
NDepdt	0,2716016	0,000	0,263915	0,279288	0,0512715	1,3120640
RendaLR	-0,0004024	0,000	-0,00041	-0,000398	-0,0000760	0,9995976
_IGen_1	0				0	1
_IPOf_1	0,0776586	0,001	0,033208	0,122110	0,0146600	1,080754
_ISitF_1	0,8906902	0,000	0,863269	0,918112	0,1681398	2,436811
_IRel_1	0				0	1
_IRCE_1	0				0	1
_IPA_1	-0,1933233	0,000	-0,22926	-0,15739	-0,0364946	0,8242155
_IFSInd_1	-0,0519740	0,000	-0,06684	-0,037103	-0,0098114	0,9493536
_IGSV_1	0,6166175	0,000	0,595778	0,637457	0,1164018	1,8526510
_IPTTC_1	0,7429463	0,000	0,686867	0,799025	0,1402495	2,1021200
_IGNFE_1	0,1736326	0,000	0,139221	0,208044	0,0327774	1,1896180
_IEciv_2	-0,1759385	0,000	-0,21279	-0,139082	-0,0332127	0,8386696
_IEciv_3	-0,1199960	0,000	-0,16864	-0,071348	-0,0226522	0,8869240
_IEciv_5	-0,6785773	0,000	-0,71600	-0,641154	-0,1280982	0,5073382
_IEsc_4	0				0	1
_IEsc_5	0				0	1
_IEsp_1	0,4343206	0,000	0,380504	0,488137	0,0819888	1,5439140

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1®.

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

O teste de qui-quadrado de razão de verossimilhança ($LR\ chi2(16) = 54587,65$) indica que o modelo é altamente significativo ($Prob > \chi^2 = 0.0000$). Um valor-p $< 0,05$ sugere que pelo menos um dos coeficientes é significativamente diferente de zero, confirmado para esse modelo com todas as variáveis estatisticamente significantes.

Os coeficientes do modelo fornecem uma interpretação direta do efeito de cada variável na probabilidade de endividamento. Um coeficiente positivo indica que um aumento na variável está associado a um aumento na probabilidade de endividamento, enquanto um coeficiente negativo indica o contrário. Por exemplo, a variável "Idade" tem um coeficiente negativo e estatisticamente significativo, sugerindo que à medida que a idade aumenta, a probabilidade de endividamento diminui, embora o efeito marginal seja pequeno. O efeito marginal para idade é de -0,0009046, indicando que um aumento de um ano na idade está associado a uma redução muito pequena na probabilidade de endividamento.

A variável *RendaLR* tem um coeficiente negativo e altamente significativo, sugerindo que maiores níveis de renda reduzem a probabilidade de endividamento. O efeito marginal é pequeno, mas significativo, o que implica que um aumento na renda está associado a uma

redução na probabilidade de endividamento. Da mesma forma, a variável *_IPA_1* também tem um coeficiente negativo e altamente significativo, indicando que servidores com dedução de pensão alimentícia têm menor probabilidade de endividamento, com um efeito marginal pequeno, mas significativo.

Outras variáveis como *_GSV_1*, *_PTTC_1* e *_GNFE_1* possuem coeficientes positivos e significativos, indicando que aumentos nessas variáveis estão associados a aumentos na probabilidade de endividamento. Os efeitos marginais dessas variáveis são pequenos, mas estatisticamente significativos, sugerindo que qualquer incremento no recebimento de verbas extras aumenta ligeiramente a probabilidade de endividamento.

No caso das variáveis categóricas, ser um servidor ativo (*_ISitF_1*) aumenta substancialmente a probabilidade de endividamento em comparação aos inativos, conforme indicado pelo coeficiente altamente positivo e significativo, com um efeito marginal considerável (0,1681398), assim como *_POf_1*. Além disso, estados civis como solteiro, separado, divorciado e ignorado estão associados a uma menor probabilidade de endividamento em comparação aos casados, como indicado pelos coeficientes negativos e significativos dessas variáveis. Os efeitos marginais correspondentes são significativos, indicando que esses estados civis diminuem a probabilidade de endividamento.

Em termos de razões de chance, a interpretação segue um padrão similar aos coeficientes. Por exemplo, a *odds ratio* (*OR*) para a variável de número de dependentes (*NDept*) é ligeiramente maior que 1, indicando que um aumento na idade aumenta a probabilidade de endividamento. Por outro lado, a *odds ratio* para *RendaLR* é ligeiramente menor que 1, indicando que um aumento na renda diminui a probabilidade de endividamento.

4.2.4.4 Estimação pelo método de Efeitos Aleatórios

O método de Efeitos Aleatórios (EA) permite que os coeficientes do modelo variem entre os grupos. Os resultados do modelo são apresentados na tabela 22, com as informações específicas sobre o impacto das variáveis independentes na probabilidade do evento *_ICCons_1*, levando em conta a estrutura de agrupamento dos dados. Da mesma forma como o *Pooled* e *PA Logit*, o modelo EA foi construído com uma amostra consistindo em 1.560.418 observações distribuídas em 11.526 grupos distintos, onde o número mínimo de observações por grupo foi de 1, a média foi de 134,4 e o máximo atingiu 180 observações por grupo, apresentados na tabela 23. Esses valores indicam uma diversidade significativa na distribuição dos dados entre os grupos, evidenciando a complexidade da estrutura de agrupamento dos dados.

Tabela 22 - Resultados da estimação de Efeitos Aleatórios

Variável	Coeficiente (β)	P> z	Intervalo de confiança		Efeito marginal (dy/dx)	Razão de chance (OR)
			Máx.	Mín.		
Idade	0,0276739	0,000	0,0260303	0,0293174	0,001969	1,028060
NDepdt	0,2101592	0,000	0,2029636	0,2173547	0,0149526	1,233874
RendaBR	0,0000136	0,000	0,0000111	0,0000160	0,000000967	1,000014
_IGen_1	3,1308970	0,000	2,8656570	3,3961370	0,2227607	2,289452
_IPOf_1	-0,3255400	0,000	-0,3673757	-0,2837043	-0,0231619	0,722137
_ISitF_1	0,6782483	0,000	0,6526364	0,7038602	0,0482568	1,970423
_IRel_1	1,6972540	0,000	1,4673170	1,9271920	0,1207582	5,458939
_IRCE_1	1,3221590	0,000	1,1185720	1,5257460	0,0940705	3,751513
_IGSV_1	0,4443458	0,000	0,4240241	0,4646674	0,0316148	1,559470
_IEciv_5	-0,5979499	0,000	-0,6325665	-0,5633333	-0,0425436	0,549938
_IEsc_4	-1,3786620	0,000	-1,7134780	-1,0438470	-0,0980906	0,251915
_IEsc_5	1,8537420	0,000	1,6421080	2,0653760	0,1318922	6,383663
_IEsp_1	0,3581087	0,000	0,3061396	0,4100777	0,0254791	1,430621
_cons	-6,9348140	0,000	-7,2718610	-6,5977670		0,000973
/lnsig2u	3,2277930		3,1890350	3,2665500		
sigma_u	5,0223420		4,9259520	5,1206170		
rho	0,8846218		0,8806067	0,8885191		

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

A estatística de *Wald chi2*(13) foi calculada em 14.301,18, com 13 graus de liberdade e com um p-valor associado de 0.0000, indicando que o modelo é estatisticamente significativo.

O *Log likelihood* apresentou o valor do logaritmo da função de verossimilhança maximizada (*log-likelihood*) para o modelo de -425.763. O valor negativo indica que o modelo ajustado é melhor do que um modelo nulo.

Um valor-p < 0,05 sugere que pelo menos um dos coeficientes é significativamente diferente de zero. Nesse modelo adotou-se as mesmas variáveis que apresentaram significância no *PA Logit* e também se confirmando no EA.

O *LR test of rho* é o teste de razão de verossimilhança para a significância do parâmetro de variância dos efeitos aleatórios (*rho*). No modelo apresentado, o valor da estatística de teste é 0,000011, com um p-valor de 0,000. Como o p-valor é menor que o nível de significância usual de 0,05, rejeita-se a hipótese nula e conclui-se que há variação significativa entre os grupos. Isso sugere que os efeitos aleatórios são importantes e devem ser considerados no modelo.

Os coeficientes estimados para as variáveis independentes fornecem informações sobre a direção e magnitude de sua influência na variável dependente. Por exemplo, a idade

apresentou um coeficiente positivo significativo de 0,0264843, indicando que um aumento na idade está associado a um aumento na probabilidade do evento *_ICCons_1*. Por outro lado, a graduação ou posto mostrou um coeficiente negativo pronunciado de -0,3229386, sugerindo que ser oficial está associado a uma diminuição na probabilidade do evento *_ICCons_1*.

Além disso, os efeitos marginais e as razões de chance (*odds ratios*) complementam a interpretação dos coeficientes, fornecendo uma visão mais detalhada do impacto de cada variável independente na probabilidade prevista do evento. Por exemplo, o *odds ratio* para a idade indica que, para cada aumento unitário na idade, as chances do evento *_ICCons_1* aumentam em uma proporção de 1,02806 vezes, isto é, 2,81% vezes a chance de endividamento.

4.2.4.5 Resultados consolidados das estimações

Neste tópico, os resultados de cada método com as estimações propostas são apresentados em uma única tabela de resultados consolidados (Tabela 23).

Os métodos propostos para a estimativa dos parâmetros mostram divergências de sinal para algumas variáveis. No *Pooled Logit* e no de Efeitos Fixos os coeficientes para renda é negativo, sugerindo que um aumento na renda líquida real reduz a probabilidade de concessão de crédito consignado. Nos modelos PA e EA, o coeficiente da renda bruta real é positivo, indicando uma associação positiva. Nesses últimos dois métodos, os modelos não convergiram com a renda líquida real.

Para a variável idade, os métodos *Pooled Logit*, *PA Logit* e EA apresentam coeficientes positivos, enquanto o EF negativo. Para variável gênero, todos os modelos consideraram essa variável positiva, em que pertence ao gênero masculino, aumenta a probabilidade de endividamento por contrair crédito consignado. O método de EF não considera essa variável.

Os modelos *Pooled e PA Logit* apresentaram resultados semelhantes, com exceção do termo constante no modelo do *Pooled Logit*. Todos os parâmetros do *Pooled Logit*, exceto a variável PAR (valor da pensão alimentícia real), foram estatisticamente significantes ao nível de 5% (Sig. $z < 0,05$), embora essa variável tenha sido convergida somente no modelo de EF.

No modelo logístico de efeitos fixos, os parâmetros são estimados eliminando-se os efeitos individuais α_i método *MLE (Maximum Likelihood Estimator)*, o que impede a estimativa da constante e de variáveis que não variam ao longo do tempo em que indivíduos com valores constantes para a variável dependente não são considerados, o que ocorre neste modelo com a omissão no processamento das variáveis gênero, religião, raça e escolaridade.

Tabela 23 - Resultados consolidados das estimações propostas

Variáveis	Pooled	PA	EF	EA
Idade	0,01110451 (0,00216246)	0,01217856 (0,00186000)	-0,00479177 (0,00091213)	0,02767387 (0,00083855)
NDepdt	0,33393055 (0,01187154)	0,08717856 (0,00769861)	0,27160163 (0,00392176)	0,21015916 (0,00367125)
RendaLR	-0,00043220 (0,00621700)		-0,00040244 (0,00210900)	
_IGen_1	0,39028561 (0,05719643)	0,72009100 (0,06164600)	(omitida)	3,13089740 (0,13532900)
_IPOf_1	0,50129025 (0,04394968)	-0,13428640 (0,04294894)	0,07765862 (0,02267958)	-0,32554000 (0,02134510)
_ISitF_1	0,58160915 (0,04381018)	0,25177690 (0,02725963)	0,89069017 (0,01399081)	0,67824830 (0,01306760)
_IRel_1	0,16592795 (0,04309787)	0,55311070 (0,07031316)	(omitida)	1,69725440 (0,11731710)
_IRCE_1	0,27498640 (0,03682186)	0,23858640 (0,05916970)	(omitida)	1,32215920 (0,10387272)
_IPA_1	0,24404220 (0,04334750)		-0,19332330 (0,01833416)	
_IFSInd_1	0,07735600 (0,01980885)		-0,05197396 (0,00758732)	
_IGSV_1	0,83591587 (0,02886724)	0,17909208 (0,01154877)	0,61661745 (0,01063278)	0,44434576 (0,01036838)
_IPTTC_1	1,53184860 (0,10148285)		0,74294629 (0,02861233)	
_IGNFE_1	0,31030259 (0,05907539)		0,17363259 (0,01755737)	
_IEciv_2	-0,09170910 (0,04071230)		-0,17593848 (0,01880451)	
_IEciv_5	-0,51736000 (0,04274200)	-0,22825220 (0,03691200)	-0,67857734 (0,01909381)	-0,59794990 (0,01766186)
_IEsc_4	-0,19463390 (0,06232861)	-0,39133170 (0,07902379)	(omitida)	-1,37866220 (0,17082740)
_IEsc_5	0,58681690 (0,04933246)	0,71557752 (0,07742100)	(omitida)	1,85374210 (0,10797853)
RendaBR		0,00551000 (0,00120300)		0,00001400 (0,00125200)
_IEsp_1		0,14845763 (0,06020574)	0,43432063 (0,02745783)	0,35810867 (0,02651531)
_IEciv_3			-0,11999600 (0,02482082)	
_cons	-0,14121590 (0,12610718)	-1,81549030 (0,12394032)		-6,93481400 (0,17196575)
ll			-362050,81	-4,25763

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1®.

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Apesar de não serem diretamente comparáveis, os parâmetros estimados foram próximos, especialmente para a renda, com valores bem próximos, mas com efeito muito pequeno na variável dependente e associação negativa para *Pooled* e EF, com a renda líquida real e negativa para PA e EA, com a renda bruta real, pois com a líquida esses modelos não estavam convergindo.

Na análise de dados em painel, a fim de definir o modelo mais adequado para garantir a precisão e a validade das inferências, avalia-se a acurácia preditiva de cada modelo e se realiza o teste de Hausman para comparar diretamente os modelos de efeitos fixos e aleatórios.

4.2.4.6 Testes, previsões e percentual de acerto

Após as estimativas dos modelos, foram calculadas as acurácias preditivas dos modelos *Pooled Logit*, *PA Logit*, Efeitos Fixos (EF), e Efeitos Aleatórios (EA) referente às observações individuais para cada estimativa e o percentual de acerto, conforme sugerido por Favero e Almeida (2011). As médias de percentual de acerto, com um *cutoff* definido de 0,5, isto é, um ponto de corte escolhido a fim de classificar as observações em função das suas probabilidades calculadas, são apresentadas na Tabela 24.

Tabela 24 - Percentual de acerto para as estimações *Pooled Logit*, *PA*, EF e EA

Modelos	Percentual de Acerto (%)	Desvio padrão
<i>Pooled Logit</i>	72,43	0,4468493
<i>PA Logit</i>	63,88	0,4803346
Efeitos Fixos	42,38	0,4941572
Efeitos Aleatórios	64,10	0,4796942

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Os modelos *Pooled Logit*, *PA* e Efeitos aleatórios demonstraram desempenho superiores nas previsões, o modelo de Efeitos Fixos apresentou a menor precisão, em controlar variáveis não observadas constantes ao longo do tempo, com percentual de acerto, com a acurácia preditiva de 42,38%. Ajustar o ponto de corte (*cutoff*) para a classificação das previsões, que neste estudo foi fixado em 50%, poderia melhorar ainda mais o poder preditivo. A escolha do *cutoff* também afeta a sensibilidade e especificidade das previsões.

O *Pooled Logit* tem a maior acurácia preditiva (72,43%), sugerindo que este modelo pode ser melhor em termos de previsão bruta. No entanto, ele não controla por heterogeneidade não observada entre os grupos. Já o *PA Logit* tem uma acurácia preditiva inferior (63,88%) comparado ao *Pooled Logit*, mas semelhante aos Efeitos Aleatórios, que tem uma acurácia

intermediária (64,10%), mas não controla adequadamente para heterogeneidade não observada, conforme indicado pelo teste de Hausman.

O Teste de Hausman, com um valor de $\text{Prob} > \chi^2 = 0,0000$, rejeitou a hipótese nula de ausência de correlação significativa entre os efeitos individuais e as variáveis explicativas. Isso indica que os coeficientes do modelo de efeitos aleatórios são inconsistentes, tornando o modelo de efeitos fixos mais adequado, pois oferece estimativas mais confiáveis. Coeficientes inconsistentes surgem quando há correlação entre efeitos individuais não observados e as variáveis explicativas, resultando em estimativas viesadas.

Tabela 25 - Matriz de confusão e métricas de classificação para *cutoff* 0,25

	Previsão Não Evento	Previsão Evento	Total
Real Não Evento	290.450	259.733	550.183
Real Evento	250.676	759.559	1.010.235
Total	541.126	1.019.292	1.560.418

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Embora os modelos de efeitos fixos tenham mostrado menor precisão, eles são importantes por considerar o controle de características individuais constantes ao longo do tempo, sendo robusto contra heterogeneidade não observada, que é importante para prever o endividamento da amostra estudada. Para uma análise mais detalhada do modelo de efeitos fixos, foram avaliados diferentes pontos de corte de 0,25, 0,50 e 0,75. As tabelas 25, 26 e 27 apresentam a matriz de confusão e métricas de classificação para diferentes *cutoffs*.

Tabela 26 - Matriz de confusão e métricas de classificação para *cutoff* 0,50

	Previsão Não Evento	Previsão Evento	Total
Real Não Evento	515.549	34.634	550.183
Real Evento	709.475	300.760	1.010.235
Total	1.225.024	335.394	1.560.418

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Com os dados da tabela 25, obtém-se a Sensibilidade de 75,17%, a Especificidade de 52,79% e a Eficiência Global do Modelo (EGM): 67,34% para um *cutoff* de 0,25. Já com os dados da tabela 26, obtém-se a Sensibilidade de 29,77%, a Especificidade de 93,71% e a Eficiência Global do Modelo (EGM): 52,32% para um *cutoff* de 0,50.

Tabela 27 - Matriz de confusão e métricas de classificação para *cutoff* 0,25

	Previsão Não Evento	Previsão Evento	Total
Real Não Evento	549.162	1.021	550.183
Real Evento	990.463	19.772	1.010.235
Total	1.539.625	20.793	1.560.418

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

E com os dados da tabela 27, obtém-se a Sensibilidade de 1,96%, a Especificidade de 99,81% e a Eficiência Global do Modelo (EGM): 36,46% para um *cutoff* de 0,75.

Os resultados mostram que, ao reduzir o *cutoff* para 0,25, a sensibilidade aumenta significativamente para 75,17%, mas a especificidade diminui para 52,79%. No entanto, a eficiência global do modelo é a mais alta nesse ponto de corte, com 67,34%. No *cutoff* de 0,50, que foi usado como padrão, a sensibilidade é de 29,77%, enquanto a especificidade é alta, com 93,71%. Já no *cutoff* de 0,75, a especificidade atinge quase 100%, mas a sensibilidade é extremamente baixa, com apenas 1,96%, refletindo uma eficiência global de 36,46%.

Esses resultados indicam que há um *trade-off* entre sensibilidade e especificidade ao escolher diferentes pontos de corte, em que, ao ajustar o ponto de corte (*cutoff*) usado para classificar as predições do modelo, pode-se melhorar uma dessas métricas, mas isso geralmente vem à custa da outra. O ponto de corte ideal depende do contexto da aplicação e da importância relativa de minimizar falsos positivos versus falsos negativos, segundo Favero e Belfiore (2017). Mas pode se observar que para um *cutoff* menor, a eficiência dos efeitos fixos aumenta.

Além disso, os modelos estimados pelos métodos *Pooled Logit e PA* foram descartados por não considerarem as heterogeneidades individuais não observáveis. O método *Pooled Logit* trata todos os dados como independentes, ignorando a estrutura de painel e a correlação dentro dos grupos, enquanto o *PA* considera apenas o comportamento médio do indivíduo, não capturando variações específicas ao longo do tempo.

Portanto, com base no Teste de Hausman, o modelo estimado por Efeitos Fixos foi escolhido, além de controlar melhor as características individuais não observadas e oferecer estimativas mais precisas entre os modelos estimados. Definido o modelo, a análise dos coeficientes fornece informações sobre a relação entre as variáveis explicativas e a dedução de crédito consignado. A interpretação dos sinais e dos valores dos coeficientes, bem como os cálculos das chances e efeitos marginais, ajudam a entender as dinâmicas dos dados analisados.

4.2.4.7 Interpretação dos resultados da estimação escolhida

A análise das razões de chance (e^{β} ou *OR – Odds Ratio*) e dos efeitos marginais (dy/dx) proporciona uma visão abrangente do impacto das variáveis explicativas na chance ou na probabilidade de possuir consignados. As razões de chance interpretam a relação em termos de chances (razão entre os eventos favoráveis e os eventos desfavoráveis), enquanto os efeitos marginais (dy/dx) traduzem essa relação em mudanças nas probabilidades de ocorrência do

evento de interesse (razão entre o número de casos favoráveis ao evento e o número de casos possíveis).

Por exemplo, o coeficiente β associado à situação funcional é 0,8857367. A razão de chance associada a este coeficiente ($e^{0,8906902}$) é 2,43369, indicando que indivíduos ativos (situação funcional igual a 1) têm 2,43369 vezes mais chances de possuir consignados em comparação com indivíduos inativos, ou seja, têm 143,68% mais chances, com percentual de aumento de $(e^\beta - 1) \times 100$. Em termos de efeitos marginais, para indivíduos ativos, a probabilidade de possuir consignados aumenta em 0,1681398, ou 16,81%. Em caso de percentual de diminuição seria $(1 - e^\beta) \times 100$.

Enquanto as razões de chance oferecem uma perspectiva multiplicativa sobre as mudanças nas chances, os efeitos marginais fornecem uma visão mais direta sobre as mudanças na probabilidade de ocorrência do evento. Assim, as razões de chance indicam que as chances são 2,433369 vezes maiores, enquanto os efeitos marginais mostram que a probabilidade aumenta em 16,81% a cada uma unidade de mudança na variável de interesse. Essas interpretações estão resumidas no quadro 8.

Quadro 8 - Interpretação do coeficiente β , efeito marginal e razão de chance (continua)

Variável	Coef.	Valor	Interpretação
Idade	β	-0,0047918	Associação negativa
	dy/dx	-0,0009046	Cada ano adicional de idade está associado a probabilidade de 0,09% a menos de possuir consignados.
	e^β	0,9952197	Para cada ano adicional de idade, a chance diminui 0,9952197 vezes, uma diminuição de 0,48%.
NDepdt	β	0,2716016	Associação positiva
	dy/dx	0,0512715	Cada dependente adicional está associado a probabilidade de 5,13% a mais de possuir consignados.
	e^β	1,312064	Para dependente adicional, a chance aumenta 1,312064 vezes, um aumento de 3,2%.
RendaLR	β	-0,0004024	Associação negativa
	dy/dx	-0,000076	Para cada unidade de aumento na renda bruta real, a probabilidade de possuir consignados diminui em 0,008%.
	e^β	0,9995976	Para cada unidade de aumento na renda bruta real, a chance diminui 0,9995976 vezes, uma redução de 0,04%.
_IPOf_1	β	0,0776586	Associação positiva
	dy/dx	-0,000076	Para indivíduos oficiais, a probabilidade de possuir consignados aumenta em 1,47%, em relação a referência, as praças.
	e^β	1,080754	indivíduos oficiais têm 1,080754 vezes mais chances de possuir crédito consignado, um aumento de 8,1%.
_ISitF_1	β	0,8906902	Associação positiva
	dy/dx	0,1681398	Para indivíduos ativos, a probabilidade de possuir consignados aumenta em 16,81%.
	e^β	2,436811	indivíduos ativos têm 2,436811 vezes mais chances de possuir crédito consignado, um aumento de 143,68%.
_IPA_1	β	-0,1933233	Associação negativa
	dy/dx	-0,0364946	Para indivíduos com dedução de PA, a probabilidade de possuir consignados diminui em 3,65%.
	e^β	0,8242155	indivíduos ativos têm 0,8242155 vezes menos chances de possuir crédito consignado, uma diminuição de 17,58%.

Quadro 9 - Interpretação do coeficiente β , efeito marginal e razão de chance (conclusão)

Variável	Coef.	Valor	Interpretação
IFSInd_1	β	-0,051974	Associação negativa
	dy/dx	-0,0098114	Para indivíduos com dedução de Fundo de Saúde, a probabilidade de possuir consignados diminui em 0,98%.
	e^β	0,9493536	indivíduos com dedução de Fundo de Saúde a chance de possuir crédito consignado diminui 0,9493536 vezes, uma redução de 5,1%.
_IGSV_1	β	0,6166175	Associação positiva
	dy/dx	0,1164018	Para indivíduos com rendimento de GSV, a probabilidade de possuir consignados aumenta em 11,64%.
	e^β	1,852651	indivíduos com rendimento de GSV têm 1,852651 vezes mais chances de possuir crédito consignado, um aumento de 85,26%.
_IPTTC_1	β	0,7429463	Associação positiva
	dy/dx	0,1402495	Para indivíduos com rendimento de PTTC, a probabilidade de possuir consignados aumenta em 14,02%.
	e^β	2,10212	indivíduos com rendimento de PTTC têm 2,10212 vezes mais chances de possuir crédito consignado, um aumento de 110,21%.
_IGNFE_1	β	0,1736326	Associação positiva
	dy/dx	0,0327774	Para indivíduos com rendimento de GNFE, a probabilidade de possuir consignados aumenta em 3,78%.
	e^β	1,189618	indivíduos com rendimento de GNFE a chance de possuir crédito consignado aumenta 1,1871620 vezes, uma redução de 18,96%.
_IEciv_2	β	-0,1759385	Associação negativa
	dy/dx	-0,0332127	Para indivíduos solteiros, a probabilidade de possuir consignados diminui em 3,32%, em relação aos casados, referência.
	e^β	0,8386696	indivíduos solteiros, a chance de possuir crédito consignado diminui 0,8386696 vezes em relação aos casados, uma redução de 16,13%.
_IEciv_3	β	-0,119996	Associação negativa
	dy/dx	-0,0226522	Para indivíduos divorciados ou separados, a probabilidade de possuir consignados diminui em 2,27%, em relação aos casados, referência.
	e^β	0,886924	indivíduos divorciados ou separados, a chance de possuir crédito consignado diminui 0,886924 vezes em relação aos casados, uma redução de 11,31%.
_IEciv_5	β	-0,6785773	Associação negativa
	dy/dx	-0,1280982	Para indivíduos viúvos, a probabilidade de possuir consignados diminui em 12,81%, em relação aos casados, referência.
	e^β	0,5073382	indivíduos divorciados ou separados, a chance de possuir crédito consignado diminui 0,5073382 vezes em relação aos casados, uma redução de 49,27%.
_IEsp_1	β	0,4343206	Associação positiva
	dy/dx	0,0819888	Para indivíduos com cursos de especialização específicos, a probabilidade de possuir consignados aumenta em 8,20%.
	e^β	1,543914	indivíduos com cursos de especialização específicos a chance de possuir crédito consignado aumenta 1,543914 vezes, uma redução de 54,38%.

Nota 1: dados gerados através do aplicativo Stata/SE 16.1[®].

Fonte: elaboração própria, com base nos dados extraídos do SIAPE, GECOPE, GEDEP e SICAP em 2023 e 2024.

Ao observar as variáveis do modelo estimado por efeitos fixos, notamos que certas variáveis foram omitidas devido à natureza do modelo. Variáveis como gênero, religião, raça e escolaridade foram excluídas do processamento da regressão porque os modelos de efeitos fixos

controlam características individuais que não mudam ao longo do tempo. Isso significa que apenas variáveis que variam ao longo do tempo dentro dos indivíduos são consideradas, permitindo um controle mais preciso das características individuais inalteráveis. Portanto, as variações de gênero, religião, raça e escolaridade não foram incluídas na análise devido à falta de variação temporal necessária para os efeitos fixos.

Indivíduos que pagam pensão alimentícia têm 17,58% menos chances de possuir consignados, resultando em uma probabilidade 3,65% menor de possuir consignados. Isso indica que indivíduos que já pagam pensão alimentícia evitam outras responsabilidades financeiras, como a de crédito consignado.

Além disso, indivíduos com rendimento de gratificação de GSV têm 82,26% mais chances de possuir consignados. Esse aumento nas chances corresponde a uma probabilidade 11,64% maior de possuir consignados, sugerindo que militares que se voluntariam para o serviço na folga para receber GSV aumentam a probabilidade de recorrer ao crédito consignado e por isso buscam essa renda extra por estarem mais endividados.

Seguindo a mesma linha da GSV, os cursos de especialização aumentam a possibilidade de possuir créditos consignados em relação à referência que é não os possuir. Assim, sendo, quem mais se interessa pelos cursos que os habilitam para participar de escalas extras para recebimento de rendimentos extras como a GSV são os mais propensos ao endividamento por crédito consignado.

Da mesma maneira, indivíduos que recebem rendimento de PTTC têm 110,21% mais chances de possuir consignados, o que implica uma probabilidade 14,02% maior de possuir consignados. Isso destaca que a Prestação de Tarefa por Tempo Certo está associada a uma forma de buscar renda e por necessidade de crédito consignado para os indivíduos inativos que retornam à atividade laboral.

De forma similar, indivíduos que recebem gratificação de GFNE têm 18,72% mais chances de possuir consignados, resultando em uma probabilidade 3,78% maior de possuir consignados. Isso sugere que militares que possuem função com remuneração adicional por funções que desempenho na ativa possuem um ligeiro aumento na dependência do crédito consignado.

O estado civil dos indivíduos também mostra impactos distintos na posse de consignados. Solteiros têm 16,13% menos chances de possuir consignados, com uma probabilidade 3,32% menor. Divorciados ou separados têm 11,31% menos chances de possuir consignados, com uma probabilidade 2,27% menor. Viúvos não apresentaram dados

significantes. Esses resultados indicam que indivíduos casados têm uma maior probabilidade de depender de crédito consignado em comparação com outras categorias de estado civil.

As variáveis discretas e contínuas analisadas também revelam tendências importantes. Cada ano adicional de idade diminui as chances de possuir consignados em 0,48%, o que se traduz em uma diminuição de 0,09% na probabilidade. Isso sugere que a posse de consignados tende a diminuir ligeiramente com a idade. Da mesma forma, cada unidade adicional na renda líquida real diminui ligeiramente as chances de possuir consignados em 0,04%, com uma probabilidade 0,008% menor. Isso indica que, com o aumento da renda líquida real, há uma leve redução na dependência do crédito consignado. Ao contrário ocorre dependente, em que cada dependente adicional, há 23,2% mais chance de possuir consignados, com uma probabilidade de aumento de 5,13% maior.

Essa análise detalhada permite entender como diferentes características demográficas e socioeconômicas influenciam na possibilidade de possuir créditos consignados, a fim de auxiliar na formulação de políticas e estratégias mais eficazes. A exclusão de variáveis como gênero, religião e raça no modelo de efeitos fixos se justifica pela falta de variação temporal necessária para este tipo de análise, focando apenas nas variáveis que mudam ao longo do tempo.

4.2.4.8 Equação final do modelo estimado

Para se calcular a predição do modelo de regressão logística com dados em painel, a fim de investigar a probabilidade p é a probabilidade estimada do evento de interesse ocorrer, com $_{ICCons_1}_{it} = 1$, que indica que o servidor público militar adquiriu crédito consignado, substituindo inicialmente a combinação linear dos coeficientes do intercepto do modelo α e das variáveis explicativas β , dadas como significativas pela estimação de Efeitos Fixos na equação 6, obtém-se a seguinte expressão:

$$\begin{aligned} z = & -0,0047918I_{it} - 0,1759385C_{2it} - 0,119996C_{3it} - 0,6785773C_{5it} + 0,8906902S_{it} \\ & + 0,2716016D_{it} - 0,0004024R_{it} - 0,1933233Pa_{it} - 0,051974F_{it} + 0,0776586PO_{it} \\ & + 0,6166175GSV_{it} + 0,1736326GNFE_{it} + 0,7429463PTTC_{it} + 0,4343206CEsp_{it} \end{aligned} \quad (8)$$

Com o valor do *logito* (Z), calcula-se a probabilidade estimada de que um servidor militar possua dedução de crédito na equação final do modelo dada por:

$$p_{(ICCons_1=1|x_{it})} = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad (9)$$

Onde:

- z representa o *logito*.
- p é a probabilidade estimada do evento de interesse ocorrer, com $ICCons_{1it} = 1$, que indica que o servidor público militar adquiriu crédito consignado.
- $i = 1, \dots, n$ representa cada unidade analisada, militares do CBMDF.
- $t = 1, \dots, 180$ indica o período de coleta dos dados, entre os meses de janeiro de 2009 (1) e dezembro de 2023 (180). Não são necessariamente iguais para todos os indivíduos (painel desbalanceado).
- I_{it} é a variável que representa a idade do servidor militar.
- C_{it} é uma variável dummy para representar o estado civil do servidor militar.
- S_{it} é uma variável dummy que representa a situação funcional do servidor militar.
- D_{it} é uma variável que representa o número de dependentes do servidor militar.
- R_{it} é a variável que representa a renda mensal média do servidor militar.
- Pa_{it} é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não desconto de pensão alimentícia.
- F_{it} é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não desconto de Fundo de Saúde.
- PO_{it} é a variável dummy para representar a carreira do servidor militar, de oficial ou praça.
- GSV_{it} é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não rendimento de GSV.
- $GNFE_{it}$ é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não rendimento de GNFE.
- $PTTC_{it}$ é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não rendimento de PTTC.
- $CEsp_{it}$ é a variável dummy que representa se o servidor militar possui ou não curso de especialização.

Essa probabilidade pode ainda ser calculada em duas expressões, uma com o limite inferior (mínimo) e outra com o superior (máximo) de 95% de confiança, obtendo-se a probabilidade mínima e a máxima estimadas.

Essa equação final pode ser usada para calcular a probabilidade preditiva de concessão de crédito consignado com base nos valores das variáveis explicativas em X. E a fim de se

verificar a predição real de um dado indivíduo, bastaria atribuir às incógnitas de cada variável explicativa o valor característico do indivíduo em estudo na probabilidade de possuir deduções por crédito consignados.

4.2.5 Análise das hipóteses na propensão ao endividamento

Os resultados do estudo oferecem uma visão abrangente e contextualizada do comportamento financeiro dos servidores públicos militares do CBMDF, confirmando ou refutando diversas hipóteses propostas com base referencial teórico pesquisado.

Vieira, Flores e Campara (2014) sugerem que a religião pode influenciar o comportamento financeiro, com indivíduos sem religião sendo mais propensos ao endividamento. A religião pode fornecer diretrizes morais e éticas sobre o uso responsável do dinheiro, além de apoio comunitário em momentos de dificuldade financeira. Pelo modelo estimado por efeitos fixos o gênero, a raça, a escolaridade e a religião foram omitidas do modelo final, por apresentarem características individuais que não mudam ao longo do tempo.

A estabilidade dessas variáveis ao longo dos anos sugere que, para esses servidores, outros fatores socioeconômicos e culturais podem ter um impacto maior na determinação da propensão ao endividamento. A adesão a uma religião ou a ausência dela pode não ser um fator determinante no comportamento financeiro dessa população específica, que pode ser mais influenciada por outras características.

Portanto, a hipótese H3, que sugere que indivíduos sem religião são mais propensos ao endividamento, e a hipótese H5 em que indivíduos do sexo masculino são mais propensos ao endividamento., conforme indicado por Flores (2012), Flores et al. (2016), Campara, Vieira e Ceretta (2016) e Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023), não foram confirmadas, devido a homogeneidade destas variáveis ao longo dos anos.

Da mesma forma, a escolaridade foi omitida no método de estimação da propensão ao endividamento dos militares do CBMDF. Isso pode ser atribuído ao fato de que a maioria dos participantes do estudo possui nível superior, resultando em uma homogeneidade educacional que diminui a variabilidade dessa variável no modelo. Estudos anteriores indicam que indivíduos com menor grau de escolaridade têm maior tendência ao endividamento. Vieira, Flores e Campara (2014) e Potrich et al. (2016) sugerem que a falta de conhecimento em gestão financeira e planejamento é uma das principais causas dessa tendência. Indivíduos com menor escolaridade podem não compreender plenamente os custos e as implicações do crédito, o que pode levar ao uso imprudente do crédito e, conseqüentemente, ao aumento do endividamento.

Para a população estudada, a alta escolaridade generalizada implica que o conhecimento sobre gestão financeira é relativamente uniforme.

Além disso, a formação acadêmica pode incluir elementos de educação financeira que ajudam a mitigar riscos de endividamento. Portanto, a variável escolaridade não se mostrou um fator determinante na propensão ao endividamento entre os militares do CBMDF, não confirmando a hipótese H1, que sugere que indivíduos com menor grau de escolaridade são mais propensos ao endividamento, devido a homogeneidade educacional que diminui a variabilidade dessa variável no modelo.

Nessa linha, a raça, cor ou etnia também foi omitida do modelo estimado por efeitos fixos. No CBMDF no ano de 2023, 31,48% dos militares são brancos e 68,52% possuem outras características físicas, mas não há elementos testados que qual grupo é menos propenso ao endividamento, portanto a hipótese H14, em que indivíduos de cor branco são menos propensos ao endividamento não pode ser confirmada, nem refutada nesta pesquisa de forma direta.

A variável sobre a carreira militar, de posto de oficial ou de graduação de praça do CBMDF se demonstrou estatisticamente significantes no modelo, com associação positiva, refutando a hipótese H11, em que indivíduos na carreira militar de oficial são menos propensos ao endividamento, pois esse grupo é mais propenso ao endividamento que o grupo de referência das praças.

A variável idade possui sinal negativo, indicando que cada ano adicional de idade está associado a uma redução 0,09% na probabilidade de possuir consignados. Com isso, para a base de dados analisada, refutou-se a validade da hipótese H2, em que indivíduos mais velhos são mais propensos ao endividamento. Alguns estudos anteriores indicavam essa tendência apresentada pelos militares do CBMDF, como os de Vieira, Flores e Campara (2014) e Potrich et al. (2016). Esses autores sugerem que a aversão ao risco aumenta com a idade, resultando em menor probabilidade de endividamento entre os mais velhos. Dessa forma, os resultados desse estudo indicam que, no contexto dos servidores do CBMDF, quando mais jovens, por possuírem menor renda durante a vida ativa, principalmente no início da carreira, esses indivíduos possivelmente a buscarem crédito para aumentarem seu padrão de vida.

Com relação ao estado civil, a análise indicou que servidores casados têm uma probabilidade maior de se endividar, confirmando os achados de Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023), mas contradizendo Flores (2012) e Vieira, Flores e Campara (2014). Os dados indicam que indivíduos casados tem a probabilidade de 3,32% maior de possuir consignados, em relação a jovens, 2,27% do que indivíduos divorciados ou separados e 12,8% a mais do que indivíduos viúvos, confirmando a validade da hipótese H4, em que indivíduos casados são mais

propensos ao endividamento. Uma possível explicação é que os casados enfrentam maiores responsabilidades financeiras, como sustentar uma família, educação dos filhos e gastos com a casa, que podem aumentar a necessidade de recorrer ao crédito.

Essas possibilidades também se aplicam a indivíduos com um ou mais dependentes que são mais suscetíveis ao endividamento, de acordo com Potrich et al. (2016) e Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023). A hipótese H7 foi confirmada com os resultados apresentados, em que indivíduos com dependentes são mais propensos ao endividamento, pois cada dependente adicional está associado a probabilidade de 5,13% a maior de possuir consignados, mesmo considerando o fato que militares com dependentes econômicos possuem um acréscimo substancial na folha de pagamento, com a majoração do auxílio moradia.

A descoberta de que indivíduos com maior renda são menos propensos ao endividamento confirma a expectativa inicial e estudos anteriores, como os de Flores (2012), Vieira, Flores e Campara (2014), e Potrich et al. (2016), que indicam que o endividamento é superior entre famílias com menor nível de renda. A variável renda possui sinal negativo, mas o efeito é muito pequeno. Para cada unidade de aumento na renda bruta real, a probabilidade de possuir consignados diminui em 0,008%. Portanto, a hipótese H8: Indivíduos com renda mais baixa são mais propensos ao endividamento, foi confirmada, uma vez que indivíduos com maior renda mostraram menor propensão ao endividamento no contexto dos servidores públicos do CBMDF, em que a estabilidade de seus rendimentos, com leve aumento ao longo dos anos pode explicar essa menor propensão ao endividamento.

Quanto a situação funcional, os resultados indicam que servidores ativos têm maior probabilidade de contratar crédito consignado em comparação aos inativos, 16,81%, confirmando a hipótese H6: Indivíduos na situação funcional de ativos são mais propensos ao endividamento, e a literatura em relação aos achados de Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023). Esses resultados indicam que, no contexto dos servidores do CBMDF, com menores rendimentos durante a carreira do que os inativos, mas já com estabilidade financeira, os fazem se sentir mais seguros para honrar compromissos financeiros, o que os leva a utilizar crédito como uma ferramenta para complementar sua renda.

Os resultados não confirmaram que a dedução de pensão alimentícia aumenta a probabilidade de endividamento, conforme indicado por Gonçalves, Souza Júnior e Cabello (2023), com uma probabilidade 3,65% menor de possuir consignados, refutando a hipótese H9: Indivíduos com dedução de pensão alimentícia são mais propensos ao endividamento, por mais que haja uma maior pressão financeira com as deduções de pensão alimentícia impostas ao orçamento do servidor.

Nesse contexto de já possuir outros descontos em folha, como a pensão alimentícia, a H10 de indivíduos com dedução de indenização do Fundo de Saúde ser mais propensa ao endividamento também é refutada, com uma probabilidade de 0,98% menor, por mais que tenha reduzido a renda líquida, os militares evitam contrair novas dívidas, como de crédito consignado.

Os resultados indicaram que servidores que recebem outros rendimentos em folha, além da remuneração (Ativo) ou provento (Inativo), como gratificações (GFNE e GSV) e por trabalhar no CBMDF, estando na inatividade (PTTC), podem apresentar uma maior propensão ao endividamento. Para GSV essa probabilidade aumentou em 11,64%, para GFNE foi um aumento de 3,28% e para PTTC de 14,01%. Portanto, a hipótese H12 de que indivíduos com rendimentos extras são menos propensos ao endividamento, foi refutada para as três variáveis explicativas. A percepção de segurança financeira, com maior capacidade de cobrir despesas com essas verbas extras podem aumentar a dependência do crédito consignado, resultando em uma maior propensão ao endividamento. Provavelmente, o militar do CBMDF que participa tanto da GSV para ativos, como de PTTC, em que o militar trabalha estando na folga ou na reserva ou reforma, respectivamente, busca recompor sua renda com outras rubricas, por necessidade de quitar dívidas.

Aliado a isso, temos a análise de variáveis explicativas de cursos de especialização, cursos esses que possibilitam os militares se habilitarem, estando na ativa, para o serviço de GSV. Os resultados do modelo estimado refutam a hipótese de que militares com cursos específicos de especialização que possibilitam a participação de GSV são mais propensos ao endividamento, pois quem não tem essas especializações se demonstrou menos propenso do que quem possui.

Através da análise econométrica, as variáveis que mostraram uma relação estatisticamente significativa com o endividamento por consignações incluem a idade, estado civil, renda, situação funcional, dependentes legais, deduções de pensão alimentícia e fundo de saúde, carreira militar, cursos de especializações e recebimento de gratificações (GSV e GFNE) e remuneração extra (PTTC) são determinantes significativos na propensão ao endividamento. Confirmando parte da literatura, a pesquisa identificou que indivíduos mais velhos, ativos e com menor renda têm maior propensão a se endividar. Além disso, servidores casados mostraram-se mais propensos ao endividamento, sugerindo a necessidade de planejamento financeiro melhor para esse grupo.

Esses achados destacam a necessidade de abordagens diferenciadas para grupos específicos dentro da população de servidores públicos militares, especialmente no que diz a

implementar programas direcionados para aumentar a literacia financeira, a fim de mitigar os riscos de endividamento e melhorar a saúde financeira desses servidores.

5 CONCLUSÕES

Esta pesquisa teve como objetivo geral analisar o impacto das variáveis socioeconômicas e demográficas na propensão ao endividamento dos servidores públicos militares do CBMDF, considerando os descontos remuneratórios de consignações. Esse objetivo foi amplamente alcançado por meio da aplicação de metodologias econométricas a dados coletados ao longo de uma década e meia.

Inicialmente, o perfil socioeconômico e demográfico da população pesquisada foi detalhadamente descrito, revelando características essenciais dos servidores públicos militares no período de 2009 a 2023. Foram identificadas as variáveis socioeconômicas e demográficas com relação significativa ao endividamento por consignações, como idade, estado civil, renda, número de dependentes, situação funcional, carreira militar e dedução de pensão alimentícia e fundo de saúde, cursos de especializações e recebimento de gratificações (GSV e GFNE) e remuneração extra (PTTC).

A análise descritiva dos dados revelou diversas tendências e mudanças demográficas ao longo dos anos, com a inclusão feminina e consequente diversificação de gênero dentro da corporação, juntamente com uma maior diversidade racial na corporação ao longo dos anos. Além disso, predomina a presença de militares que possuem alguma religião, com estado civil de casado(a) ou companheiro(a), que possuem entre 1 e 4 dependentes legais, com nível de ensino superior completo, na situação funcional de ativo, mas observa-se um crescimento no número total de militares inativos ao longo do período analisado e as praças compõem a maioria consistente do efetivo.

Outrossim, ao longo do período de 2009 a 2023, observou-se um crescimento contínuo na renda bruta e líquida nominal. No entanto, a renda real dos servidores apresentou quedas significativas, especialmente após 2017, com uma pequena recuperação em 2023. As deduções nominais e reais, como crédito consignado, pensão alimentícia e indenização do Fundo de Saúde, também cresceram ao longo dos anos, indicando mudanças nos hábitos financeiros e necessidades dos servidores. Esse panorama sugere uma dinâmica complexa entre crescimento salarial nominal, perda do poder de compra real e uma crescente dependência de deduções e benefícios para manutenção do bem-estar dos servidores.

Quanto a metodologia aplicada para a predição de endividamento, foi a de um modelo longitudinal de regressão logística binária com dados em painel, que incluiu os modelos *Pooled Logit*, *PA Logit*, Efeitos Fixos e Efeitos Aleatórios. As estimações dos modelos proporcionaram

uma compreensão clara das relações entre as variáveis estudadas e a propensão ao endividamento.

Primeiramente, a idade mostrou-se uma variável significativa, com cada ano adicional reduzindo a probabilidade de endividamento. Esse achado refuta a hipótese de que indivíduos mais velhos são mais propensos ao endividamento, indicando que a aversão ao risco aumenta com a idade e, conseqüentemente, reduz a propensão ao endividamento.

Em relação ao estado civil, servidores casados têm uma probabilidade maior de se endividar, com uma diferença de 3,32% em relação aos jovens, 2,27% em relação aos divorciados ou separados, e 12,8% em relação aos viúvos. Esse aumento na propensão ao endividamento pode ser atribuído às maiores responsabilidades financeiras associadas ao sustento de uma família.

A renda também se mostrou uma variável significativa. Indivíduos com maior renda são menos propensos ao endividamento, com uma redução de 0,008% na probabilidade de possuir consignados para cada unidade de aumento na renda bruta real. Isso confirma a hipótese de que indivíduos com menor renda são mais propensos ao endividamento, devido à menor capacidade de cobrir despesas sem recorrer ao crédito.

A situação funcional revelou que servidores ativos têm uma probabilidade 16,81% maior de contratar crédito consignado em comparação aos inativos. Isso confirma a hipótese de que servidores ativos são mais propensos ao endividamento, sugerindo que a estabilidade financeira na fase inativa influencia o comportamento de evitar endividamento.

Surpreendentemente, a dedução de pensão alimentícia diminui a probabilidade de endividamento em 3,65%, contrariando a expectativa de que aumentaria a pressão financeira e, conseqüentemente, a propensão ao endividamento. Da mesma forma, a dedução de indenização do Fundo de Saúde não se mostrou um fator determinante no endividamento.

Receber gratificações (GSV e GFNE) e remuneração extra (PTTC) aumentou a propensão ao endividamento, com aumentos de 11,65%, 3,28% e 14,03%, respectivamente. Isso refuta a hipótese de que rendimentos extras reduziriam a propensão ao endividamento, sugerindo que a segurança financeira percebida pode levar a uma maior dependência de crédito consignado.

Os resultados apresentados neste estudo fornecem uma visão abrangente sobre o endividamento dos servidores públicos militares do CBMDF. As tendências identificadas podem servir como base para futuras pesquisas e políticas destinadas a melhorar a gestão financeira e o bem-estar dos servidores. Recomenda-se a implementação de programas educacionais focados em planejamento financeiro e gestão de dívidas, visando reduzir a

dependência de créditos consignados e melhorar a saúde financeira dos militares. Adicionalmente, políticas que abordem as necessidades específicas de diferentes grupos demográficos, como jovens servidores, podem ser mais eficazes na promoção de estabilidade financeira e redução do endividamento.

Além disso, sugere-se que futuras pesquisas explorem mais profundamente os fatores psicossociais e comportamentais que influenciam o endividamento. A comparação dos resultados com outros órgãos militares e civis pode ajudar a identificar padrões e diferenças significativas, enquanto a avaliação do impacto de programas de educação financeira pode oferecer soluções práticas para a redução do endividamento.

Sugere-se ainda que se analise outras formas de rendimentos, haja vista que os militares do CBMDF de forma geral são remunerados com recursos do Fundo Constitucional da União pelo sistema SIAPE, fonte de dados financeiros que se limitou essa pesquisa, no entanto, existem militares que exercem outras funções gratificadas, além da GNFE, cuja fonte do recurso é do próprio Governo do Distrito Federal (GDF), processado pelo sistema único de gestão de recursos humanos do Governo do Distrito Federal (SIGRH), responsável pela folha de pagamento, e benefícios, como os de cargos comissionados. Existem também militares inativos que em determinado período exerceram funções de natureza especial junto a Casa Militar do GDF ou o comando ou sub comando da corporação que incorporam as gratificações. E, por fim, militares que acumulam cargos na área de saúde, por exemplo, acumulações previstas constitucionalmente, que provem outras fontes de rendimentos no serviço público.

Dessa forma, os resultados deste estudo podem ser utilizados pelo CBMDF para desenvolver estratégias direcionadas que minimizem os riscos de endividamento entre seus servidores. A criação de um sistema de monitoramento contínuo dos indivíduos com perfil de endividamento pode auxiliar na identificação precoce de grupos de risco e na implementação de intervenções preventivas, como programas educacionais focados em gestão financeira, especialmente direcionados a grupos identificados com maior risco de endividamento, como servidores ativos e aqueles com menor renda.

REFERÊNCIAS

BERNADELLI, Luan Vinicius. O impacto da resolução 3.954/2011 nas concessões de crédito consignado: uma análise para os anos de 2011 a 2017. **Revista de economia Mackenzie**, São Paulo, v. 15, n. 1, p. 94–113, 2018.

BONOMO, Brunno; MAINARDES, Emerson Wagner; LAURETT, Rozelia. Compra não Planejada e Endividamento Pessoal: Uma Análise de Relação. **Revista Administração em Diálogo**, [s. l.], v. 19, n. 3, p. 49, 2017.

BRASIL. Lei Federal nº 8.255, de 20 de novembro de 1991. Dispõe sobre a Organização Básica do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal. Diário Oficial da União, 21 nov. 1991.

BRASIL. Constituição da República Federativa do Brasil: promulgada em 05 de outubro de 1988.

BRASIL. Lei nº 10.486, de 4 de julho de 2002. Dispõe sobre a remuneração dos militares do Distrito Federal e dá outras providências. Diário Oficial da União, 4 jul. 2002.

BRASIL. Lei nº 10.820, de 17 de dezembro de 2003. Dispõe sobre a autorização para desconto de prestações em folha de pagamento, e dá outras providências. Diário Oficial da União, 18 dez. 2003.

BRASIL. Lei nº 12.086, de 6 de novembro de 2009. Estabelece os critérios e as condições que asseguram aos policiais militares da ativa da Polícia Militar do Distrito Federal e aos Bombeiros Militares da ativa do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal e o acesso à hierarquia das Corporações, mediante promoções, de forma seletiva, gradual e sucessiva, com base nos efetivos fixados para os Quadros que os integram, e dá outras providências. Diário Oficial da União, 09 nov. 2011.

BRASIL. Lei nº 12.527, 18 de novembro de 2011. Regula o acesso a informações previsto no inciso XXXIII do art. 5º, no inciso II do § 3º do art. 37 e no § 2º do art. 216 da Constituição Federal; altera a Lei no 8.112, de 11 de dezembro de 1990; revoga a Lei no 11.111, de 5 de maio de 2005, e dispositivos da Lei no 8.159, de 8 de janeiro de 1991; e dá outras providências. Diário Oficial da União, 18 nov. 2011.

BRASIL. Lei nº 13.709, de 14 de agosto de 2018. Dispõe sobre a proteção de dados pessoais e altera a Lei nº 12.965, de 23 de abril de 2014 (Marco Civil da Internet). 2008. Diário Oficial da União, 15 ago. 2018, e republicado parcialmente em 15 ago. 2018 - Edição extra.

BRASIL. Lei nº 14.871, de 1º de julho de 2021. Altera a Lei nº 8.078, de 11 de setembro de 1990 (Código de Defesa do Consumidor), e a Lei nº 10.741, de 1º de outubro de 2003 (Estatuto do Idoso), para aperfeiçoar a disciplina do crédito ao consumidor e dispor sobre a prevenção e o tratamento do superendividamento. Diário Oficial da União, 2 jul. 2021.

BRASIL. Medida Provisória nº 1.176, de 5 de junho de 2023. Institui o Programa Emergencial de Renegociação de Dívidas de Pessoas Físicas Inadimplentes - Desenrola Brasil e altera a Lei nº 12.087, de 11 de novembro de 2009. Diário Oficial da União, 6 jun. 2023 e republicado no DOU 7 jun. 2023a.

BRASIL. Banco Central do Brasil. **Estatísticas monetárias e de crédito**. Nota para a imprensa – 28 ago. 2023. Disponível em: <https://www.bcb.gov.br/estatisticas/estatisticasmonetariascredito>, Acesso em 1º set. 2023b.

CAMERON, Adrian Colin et al. *Microeconometrics using stata*. College Station, TX: Stata press, 2010.

CAMPARA, Jéssica Pulino; VIEIRA, Kelmara Mendes; CERETTA, Paulo Sergio. Entendendo A Atitude Ao Endividamento: Fatores Comportamentais e Variáveis Socioeconômicas o Determinam?. **Revista eletrônica de ciência administrativa**, Campo Largo, v. 15, n. 1, p. 5, 2016.

CAVALCANTE, Bianca Almeida; MELO, Lilian Mara Lopes de; ALMEIDA, Francisco Valdovir H. A importância da educação financeira na tomada de decisões: um estudo com os servidores do Centro Administrativo e Financeiro (CAF) do município de Quixadá-CE. *Revista Expressão Católica*, [s. l.], v. 3, n. 1, 2014.

CBMDF. Portaria nº 48, de 16 de setembro de 2003. Gratificação de Função de Natureza Especial. Delegar a competência para nomear e exonerar militares nas funções de auxiliar. Boletim Geral nº 171, de 17 de setembro de 2003.

CBMDF. Portaria nº 25, de 5 de outubro de 2006. Regula o Fundo de Saúde do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal e dá outras providências. Boletim Geral nº193, de 11 de outubro de 2006.

CBMDF. Portaria nº 26, de 21 de setembro de 2010. Conceitua e estabelece critérios para Cursos e Estágios realizados no CBMDF, para fins de concessão do adicional de certificação profissional. Boletim Geral nº 176, de 22 de setembro de 2010.

CHIEN, Yi-Wen; DEVANEY, Sharon A. *The effects of credit attitude and socioeconomic factors on credit card and installment debt*. **Journal of Consumer Affairs**, v. 35, n. 1, p. 162-179, 2001.

COUTO, Renally Fernandes; MARACAJÁ, Kettrin Farias Bem; DE ARAÚJO MACHADO, Petruska. *Financial Education and Sustainability: a conceptual framework*. **Administração: Ensino e Pesquisa**, v. 23, n. 3, 2022.

CONTANI, Eduardo Augusto do rosário; ABREU, Maria Edivania de Souza; DOS REIS, Luciano Gomes. Influência do nível de conhecimento financeiro sobre o planejamento e endividamento pessoal. **Organizações e Sustentabilidade**, v. 9, n. 1, p. 134-158, 2021.

CRESWELL, John W. **Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto / John W. Creswell**; tradução Luciana de Oliveira da Rocha. - 2. ed. - Porto Alegre: Artmed, 2007.

DEL FIORI, Diogo *et al.* O efeito da educação financeira sobre a relação entre adimplência e trabalhadores na cidade de Manaus. **SINERGIA-Revista do Instituto de Ciências Econômicas, Administrativas e Contábeis**, v. 21, n. 2, p. 31-46, 2017.

DISTRITO FEDERAL. Decreto nº 23.398, de 27 de novembro de 2002. Dispõe sobre a gratificação de função de natureza especial aos militares do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal, e dá outras providências. Diário Oficial do Distrito Federal, 28 nov. 2002.

DISTRITO FEDERAL. Decreto nº 28.195 de 16 de agosto de 2007. Regulamenta no âmbito do Distrito Federal o artigo 45 da Lei Federal nº 8.112, de 11 de dezembro de 1990, que dispõe sobre as consignações em folha de pagamento dos servidores e militares, e dá outras providências. Diário Oficial do Distrito Federal, 17 ago. 2007.

DECRETO Nº 39.627, DE 11 DE JANEIRO DE 2019 – Regulamenta o pagamento da Gratificação de Serviço Voluntário prevista na Lei nº 10.486, de 04 de julho de 2002 – Lei de Remuneração dos militares do Distrito Federal e dá outras providências. Diário Oficial do Distrito Federal, 14 jan. 2019.

DISTRITO FEDERAL. Lei nº 6.930 DE 3 DE AGOSTO DE 2021. Veda às instituições financeiras, no Distrito Federal, ofertar e celebrar contrato de empréstimo financeiro e cartão de crédito consignado com idosos, aposentados e pensionistas por meio de ligação telefônica. Diário Oficial do Distrito Federal, 4 ago. 2021.

FÁVERO, Luiz Paulo. ALMEIDA, José Elias Feres de. Modelo de painel logit para avaliação de retornos positivos em mercados acionários. Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional. 2011.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia. **Métodos Quantitativos com Stata: Procedimentos, Rotinas e Análise de Resultados**. Elsevier Brasil, 2014.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia. **Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®**. Elsevier Brasil, 2017.

FLORES, Silvia Amélia Mendonça *et al.* **Modelagem de equações estruturais aplicada à propensão ao endividamento: uma análise de fatores comportamentais**. 2012. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, RS, Brasil.

FLORES, Silvia Amélia Mendonça; VIEIRA, Kelmara Mendes; CORONEL, Daniel Arruda. Influência de Fatores Comportamentais na Propensão ao Endividamento. **Revista de administração FACES journal**, [s. l.], v. 12, n. 2, 2013.

FLORES, Silvia Amélia Mendonça; VIEIRA, Kelmara Mendes. Determinantes Comportamentais da Propensão ao Endividamento: Análise da Influência do Gênero. **Revista Internacional de Investigación en Ciencias Sociales**, [s. l.], v. 12, n. 2, p. 175–190, 2016.

GIL, Antônio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

GONÇALVES, Guilherme Campos. **Endividamento pessoal: uma análise a partir da utilização do crédito consignado por servidores públicos**. 2021. Dissertação de Mestrado, Universidade de Brasília, Brasília, DF, Brasil.

GONÇALVES, Guilherme Campos; SOUZA JUNIOR, Celso Vila Nova de; CABELLO, Andrea Felipe. *Payroll Loans and Debt Among Public Servants in Brazil*. **International Journal of Economics and Finance**, v. 15, n. 9, 2023.

GRZYBOVSKI, Denize; MATTE, Greici Teresinha; GOETTEMS, Talita Bernardi. Influência dos conhecimentos sobre administração financeira nas decisões de investimentos dos acadêmicos do curso de graduação em administração numa universidade comunitária no

norte do estado do rio grande do sul. **Revista Teoria e Evidência Econômica**, v. 26, n. 55, p. 220-243, 2021.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**. 5. ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.

IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. 2014. **Texto para discussão / Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada**. Brasília: Rio de Janeiro: Ipea, 2014.

JANUZZI, Flávia Vital et al. Robustez na análise de dados financeiros: análise fatorial associada à regressão em painel. **Revista Ciências Administrativas**, v. 21, n. 1, 2015.

LOPES, Paloma de Lavor; PONTES, Alcioni de Souza. Estratégias de captação e fidelização de cliente de crédito consignado. **Revista Valore**, v. 2, n. 1, p. 34-50, 2017.

MARCONI, Mariana; LAKATOS, Eva. **Fundamentos de metodologia científica**. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2017. p. 200.

MARQUES, Mariana Ferreira Soares; TAKAMATSU, Renata Turola; AVELINO, Bruna Camargos. Finanças pessoais: uma análise do comportamento de estudantes de Ciências Contábeis. **Race: revista de administração, contabilidade e economia**, v. 17, n. 3, p. 819-840, 2018.

MINELLA, João Marcos *et al.* A Influência do Materialismo, Educação Financeira e Valor Atribuído ao Dinheiro na Propensão ao Endividamento de Jovens. **Gestão & planejamento**, [s. l.], v. 18, p. 182–201, 2017.

MIRAGEM, Bruno. Curso de Direito do Consumidor. São Paulo. **Revista dos Tribunais**. 2016.

MONTANHA FILHO, José Pinheiro *et al.* Endividamento e Desempenho Acadêmico sob a perspectiva dos Discentes de Contabilidade. **ID on line. Revista de psicologia**, [s. l.], v. 14, n. 49, p. 394–411, 2020.

MOREIRA, Nádia Xavier. Habitus militar e endividamento: um estudo de caso na Marinha do Brasil. **Anuário antropológico**, [s. l.], v. 46, n. 1, p. 211–232, 2021.

MOREIRA, Romilson; CARVALHO, Henrique Levi Freitas Sena de. As finanças pessoais dos professores da rede municipal de ensino de campo formoso-bahia: um estudo na escola josé de anchieita. **Revista Gestão, finanças e contabilidade**, Senhor do Bonfim, v. 3, n. 1, p. 122–137, 2013.

MOURA, Rivânia. Crédito Consignado: face da expropriação financeira no curso da contrarreforma da previdência. **SER Social**, v. 18, n. 39, p. 374-390, 2016.

OCDE. Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico. **Perspectivas econômicas da OCDE de 2023**. Disponível em: https://issuu.com/oecd.publishing/docs/brasil_perspectivas_economicas_de_la_ocde_eo_113?fr=sZTk0NTYxMjMxNTE. Acesso em: 1º set. 2023.

Panchanan. **Econometrics in Theory and Practice**. Springer, v. 10, p. 978-981, 2019.

- PAGANI, Regina Negri; KOVALESKI, João Luiz; RESENDE, Luis Mauricio. *Methodi Ordinatio: a proposed methodology to select and rank relevant scientific papers encompassing the impact factor, number of citation, and year of publication*. **Scientometrics**, v. 105, p. 2109-2135, 2015.
- PAGANI, Regina Negri; KOVALESKI, João Luiz; RESENDE, Luis Mauricio. Tics na composição da *methodi ordinatio*: construção de portfólio bibliográfico sobre modelos de Transferência de Tecnologia. **Ciência da Informação**; v. 46, n. 2 (2017), v. 24, n. 2, 2017.
- PEREIRA, Ronei Mendes. Endividamento e qualidade de vida: Um olhar dos servidores públicos brasileiros. **Revista de Estudos Sociais**, v. 23, n. 47, 2021.
- POTRICH, Ani Caroline Grigion *et al.* Modelando a propensão ao endividamento: os fatores comportamentais e socioeconômicos são determinantes?. **Revista Facultad de Ciencias Económicas: Investigación y Reflexión**, v. 24, n. 2, p. 85-110, 2016.
- ROSA, Vanessa de castro *et. al.* **A base de cálculo da pensão alimentícia segundo a jurisprudência brasileira. boletim conteúdo**, v. 18, 2015.
- SAMPAIO, Marília de Ávila e Silva. **Superendividamento e consumo responsável de crédito** [recurso eletrônico]. Ebook. Brasília: TJDF, 2018.
- SERRA, Gustavo Pereira; LIMA, Gilberto Tadeu. Sustentabilidade do endividamento estudantil em uma macrodinâmica liderada pela demanda. **Economia e Sociedade**, Campinas, v. 27, n. 2, p. 493–523, 2018.
- SILVA, Ana Claudia da; BIANCA, Bianca Campos Xavier. Inadimplência: Um estudo com usuários de cartão de crédito em Belo Horizonte/MG. **e3-Revista de Economia, Empresas e Empreendedores na CPLP**, v. 4, n. 2, p. 86-110, 2018.
- SILVA, Jucyara Gomes da; SILVA NETO, Odilon Saturnino Silva; ARAÚJO, Rebeca Cordeiro da Cunha. Educação financeira de servidores públicos: hábitos de consumo, investimento e percepção de risco. **Revista Evidenciação Contábil & Finanças**, v. 5, n. 2, p. 104-120, 2017.
- SILVA, Thaís Nogueira da *et al.* A influência do ensino superior no planejamento financeiro pessoal dos acadêmicos ingressantes e concluintes do curso de administração da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul–Campus de Nova Andradina. **Revista de Gestão e Secretariado (Management and Administrative Professional Review)**, v. 14, n. 4, p. 5598-5613, 2023.
- SILVEIRA, Michele Marinho da; DOLL, Johannes. Qualidade de vida e significado do dinheiro para idosos em situação de endividamento. **Revista Valore**, [s. l.], v. 6, p. 4–18, 2021.
- SOUZA, Alysso Alves de *et al.* Determinantes do endividamento e da inadimplência de agentes bancários de Teófilo Otoni, no Vale do Mucuri, em Minas Gerais. **Revista de Gestão e Secretariado (Management and Administrative Professional Review)**, v. 14, n. 5, p. 6936-6958, 2023.

TRINDADE, Larissa de Lima; RIGHI, Marcelo Brutti; VIEIRA, Kelmara Mendes. De onde vem o endividamento feminino?: construção e validação de um modelo PLS-PM. **Revista eletrônica da administração (Porto Alegre)**, [s. l.], v. 18, n. 3, p. 718–746, 2012.

VASCONCELOS, Adriana Miranda de; SILVA, Neuza Maria da; FONTES, Márcia Barroso. O consumo dos serviços de crédito por idosos do programa municipal de terceira idade de Viçosa, MG. **Signos do Consumo**, [s. l.], v. 9, n. 1, p. 94–106, 2017.

VIEIRA, Kelmara Mendes *et al.* De Onde Vem o Bem-Estar Financeiro? Análise dos Fatores Comportamentais, do Gerenciamento Financeiro e da Renda. **Teoria e Prática em Administração (TPA)**, v. 6, n. 2, p. 136-171, 2016.

VIEIRA, Kelmara Mendes; FLORES, Silvia Amélia Mendonça; CAMPARA, Jéssica Pulino. Propensão ao Endividamento no Município de Santa Maria (RS): verificando diferenças em variáveis demográficas e culturais. **Teoria e Prática em Administração (TPA)**, v. 4, n. 2, p. 180-205, 2014.

ZOTARELLI, Antonio *et al.* Fatores objetivos e subjetivos determinantes no crédito consignado: um estudo de caso dos servidores da Universidade Estadual de Maringá. **A Economia em Revista - AERE**, [s. l.], v. 16, n. 1, p. 50, 2011.

APÊNDICE A - Classificação dos artigos do portfólio

Tabela 28 - Classificação dos artigos do portfólio (continua)

Ranking	Artigos	FI	Ano	Ci	InOrdinatio
1	<i>Effects of Credit Attitude and Socioeconomic Factors on Credit Card and Installment Debt</i>	0,71	2001	403	303
2	A influência do ensino superior no planejamento financeiro pessoal dos acadêmicos ingressantes e concluintes do curso de administração da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul – Campus de Nova Andradina	0	2023	0	120
3	Determinantes do endividamento e da inadimplência de agentes bancários de Teófilo Otoni, no Vale do Mucuri, em Minas Gerais	0	2023	0	120
4	<i>Financial Education and Sustainability: a conceptual framework</i>	0	2022	0	110
5	Influência do nível de conhecimento financeiro sobre o planejamento e endividamento pessoal	0	2022	0	110
6	Influência dos conhecimentos sobre administração financeira nas decisões de investimentos dos acadêmicos do curso de graduação em administração numa universidade comunitária no norte do estado do Rio Grande do Sul	0	2021	1	101
7	Qualidade de vida e significado do dinheiro para idosos em situação de endividamento	0	2021	0	100
8	Endividamento e qualidade de vida: Um olhar dos servidores públicos brasileiros	0	2021	0	100
9	Habitus militar e endividamento: um estudo de caso na Marinha do Brasil	0	2021	0	100
10	Endividamento e Desempenho Acadêmico sob a perspectiva dos Discentes de Contabilidade	0	2020	0	90
11	A Influência do Materialismo, Educação Financeira e Valor Atribuído ao Dinheiro na Propensão ao Endividamento de Jovens	0	2017	24	84
12	Educação Financeira de Servidores Públicos: Hábitos de Consumo, Investimento e Percepção de Risco	0	2017	21	81
13	Entendendo A Atitude Ao Endividamento: Fatores Comportamentais E Variáveis Socioeconômicas O Determinam?	0	2016	30	80
14	Finanças pessoais: uma análise do comportamento de estudantes de Ciências Contábeis	0	2018	7	77
15	O efeito da educação financeira sobre a relação entre adimplência e trabalhadores na cidade de Manaus	0	2017	15	75
16	Compra não Planejada e Endividamento Pessoal: Uma Análise de Relação	0	2017	13	73
17	Sustentabilidade do endividamento estudantil em uma macrodinâmica liderada pela demanda	0	2018	3	73

Tabela 28 - Classificação dos artigos do portfólio (conclusão)

Ranking	Artigos	FI	Ano	Ci	InOrdinatio
18	Inadimplência: Um estudo com usuários de cartão de crédito em Belo Horizonte/MG	0	2018	1	71
19	O impacto da resolução 3.954/2011 nas concessões de crédito consignado: uma análise para os anos de 2011 a 2017	0	2018	0	70
20	Influência de Fatores Comportamentais na Propensão ao Endividamento	0	2013	49	69
21	Estratégias de captação e fidelização de cliente de crédito consignado	0	2017	3	63
22	Modelando a propensão ao endividamento: os fatores comportamentais e socioeconômicos são determinantes?	0	2016	10	60
23	O consumo dos serviços de crédito por idosos do programa municipal de terceira idade de Viçosa, MG	0	2017	0	60
24	Determinantes Comportamentais da Propensão ao Endividamento: Análise da Influência do Gênero	0	2016	9	59
25	Propensão ao Endividamento no Município de Santa Maria (RS): verificando diferenças em variáveis demográficas e culturais	0	2014	27	57
26	De Onde Vem o Bem-Estar Financeiro? Análise dos Fatores Comportamentais, do Gerenciamento Financeiro e da Renda	0	2016	6	56
27	Crédito Consignado: face da expropriação financeira no curso da contrarreforma da previdência	0	2016	5	55
28	As finanças pessoais dos professores da rede municipal de ensino de Campo Formoso-Bahia: um estudo na Escola José de Anchieta	0	2013	23	43
29	De onde vem o endividamento feminino?: construção e validação de um modelo PLS-PM	0	2012	32	42
30	A importância da educação financeira na tomada de decisões: um estudo com os servidores do Centro Administrativo e Financeiro (CAF) do município de Quixadá-CE	0	2014	3	33
31	Fatores objetivos e subjetivos determinantes no crédito consignado: um estudo de caso dos servidores da Universidade Estadual de Maringá	0	2011	0	0

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE B - Artigos selecionados na revisão sistemática de literatura

Quadro 9 - Artigos selecionados na revisão sistemática de literatura (continua)

Autores	Artigos	Ano
Chien, Y.; Devaney, S.A.	<i>The Effects of Credit Attitude and Socioeconomic Factors on Credit Card and Installment Debt</i>	2001
Silva, T.N., Da Silveira, V.C., Eduardo, A.S., Ribeiro, J.S., Chaebo, G., Schotten, P.C.; Fachin, S.	A influência do ensino superior no planejamento financeiro pessoal dos acadêmicos ingressantes e concluintes do curso de administração da Universidade Federal de Mato Grosso do Sul – Campus de Nova Andradina	2023
Souza, A.A., Brito, L.V., Da Silva, E.E. e De Souza, M.C.	Determinantes do endividamento e da inadimplência de agentes bancários de Teófilo Otoni, no Vale do Mucuri, em Minas Gerais	2023
Couto, R.F., Maracajá, K.F.B. e Machado, P.d.A.	<i>Financial Education and Sustainability: a conceptual framework</i>	2022
Contani, E.A. R, Abreu, M.E.S.e Gomes dos Reis, L.	Influência do nível de conhecimento financeiro sobre o planejamento e endividamento pessoal	2021
Grzybovski, D., Matte, G.T., Goettems, T.B.	Influência dos conhecimentos sobre administração financeira nas decisões de investimentos dos acadêmicos do curso de graduação em administração numa universidade comunitária no norte do estado do Rio Grande do Sul	2021
Silveira, M.M., Doll, J.	Qualidade de vida e significado do dinheiro para idosos em situação de endividamento	2021
Pereira, R. M.	Endividamento e qualidade de vida: Um olhar dos servidores públicos brasileiros	2021
Moreira, N.X.	Habitus militar e endividamento: um estudo de caso na Marinha do Brasil	2021
Montanha Filho, J.P. <i>et al.</i>	Endividamento e Desempenho Acadêmico sob a perspectiva dos Discentes de Contabilidade	2020
Minella, J.M., Bertosso, H., Pauli, J. e Corte, V.F.D.	A Influência do Materialismo, Educação Financeira e Valor Atribuído ao Dinheiro na Propensão ao Endividamento de Jovens	2017
Silva <i>et al.</i>	Educação Financeira de Servidores Públicos: Hábitos de Consumo, Investimento e Percepção de Risco	2017
Campara, J.P., Vieira, K.M., Ceretta, P.S.	Entendendo A Atitude Ao Endividamento: Fatores Comportamentais E Variáveis Socioeconômicas O Determinam?	2016
Marques, M.F.S., Avelino, B.C., Takamatsu, R.T.	Finanças pessoais: uma análise do comportamento de estudantes de Ciências Contábeis	2018
Del Fiori <i>et al.</i>	O efeito da educação financeira sobre a relação entre adimplência e trabalhadores na cidade de Manaus	2017

Quadro 9 - Artigos selecionados na revisão sistemática de literatura (conclusão)

Autores	Artigos	Ano
Bonomo, B., Mainardes, E.W., Laurett, R.	Compra não Planejada e Endividamento Pessoal: Uma Análise de Relação	2017
Serra, G.P., Lima, G.T.	Sustentabilidade do endividamento estudantil em uma macrodinâmica liderada pela demanda	2018
Silva <i>et al.</i>	Inadimplência: Um estudo com usuários de cartão de crédito em Belo Horizonte/MG	2018
Bernadelli, L.V.	O impacto da resolução 3.954/2011 nas concessões de crédito consignado: uma análise para os anos de 2011 a 2017	2018
Flores, S.A.M., Vieira, K.M., Coronel, D.A.	Influência de Fatores Comportamentais na Propensão ao Endividamento	2013
Lopes, P. L., Pontes, A.d.S.	Estratégias de captação e fidelização de cliente de crédito consignado	2017
Potrich, A. C.G. <i>et al.</i>	Modelando a propensão ao endividamento: os fatores comportamentais e socioeconômicos são determinantes?	2016
Vasconcelos, A.M., da Silva, N.M., Fontes, M.B.	O consumo dos serviços de crédito por idosos do programa municipal de terceira idade de Viçosa, MG	2017
Flores, S.A.M., Vieira, K.M.	Determinantes Comportamentais da Propensão ao Endividamento: Análise da Influência do Gênero	2016
Vieira, K.M, Flores, S.A.M., Pulino Campara, J. P.	Propensão ao Endividamento no Município de Santa Maria (RS): verificando diferenças em variáveis demográficas e culturais	2014
Vieira, Kelmara Mendes <i>et al.</i>	De Onde Vem o Bem-Estar Financeiro? Análise dos Fatores Comportamentais, do Gerenciamento Financeiro e da Renda	2016
Moura, R.	Crédito Consignado: face da expropriação financeira no curso da contrarreforma da previdência	2016
Moreira, R., de Carvalho, H.L.F.S.	As finanças pessoais dos professores da rede municipal de ensino de Campo Formoso-Bahia: um estudo na Escola José de Anchieta	2013
Trindade, L.d.L., Righi, M.B., Vieira, K.M.	De onde vem o endividamento feminino?: construção e validação de um modelo PLS-PM	2012
Cavalcante, B.A., de Melo, L.M.L., Almeida, F.V.H.	A importância da educação financeira na tomada de decisões: um estudo com os servidores do Centro Administrativo e Financeiro (CAF) do município de Quixadá-CE	2014
Zotarelli, A., Salles, N., Bornia, J.C., Kretzer, J., Silva, I.P.d.F.e., da Silva Filho, D.M.	Fatores objetivos e subjetivos determinantes no crédito consignado: um estudo de caso dos servidores da Universidade Estadual de Maringá	2011

Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE C - Carta de Apresentação

DocuSign Envelope ID: B9E5E1FB-D8E3-439F-890C-F1AE5E1D8B8A

CARTA DE APRESENTAÇÃO

Brasília, 13 de março de 2023.

À Senhora

Cel. QOBM/Comb. Mônica de Mesquita Miranda

Comandante-Geral do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal

Senhora Cel. QOBM/Comb. Comandante-Geral,

A senhora Priscila Cruz Tempone, militar da reserva remunerada do CBMDF, regularmente matriculada no Programa de Pós-Graduação em Gestão Pública da Faculdade de Planaltina da Universidade de Brasília, desenvolve sua dissertação de mestrado na área de concentração Estado, Território e Políticas Públicas, cujas pesquisas acadêmicas tratam do perfil socioeconômico dos militares do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal, relacionados ao endividamento pessoal, a partir da utilização do fundo de saúde e crédito consignado, e do recebimento de gratificações.

Com o intuito de viabilizar a realização da pesquisa empírica, solicita-se a anuência de Vossa Senhoria no sentido de conceder à pesquisadora autorização para realizar pesquisa documental de registros em banco de dados institucionais nesta Instituição. Ressalta-se que as informações obtidas serão utilizadas tão somente para fins acadêmicos, conforme critérios éticos de pesquisa e o documento final não haverá identificação individual de nenhum indivíduo.

Atenciosamente,

DocuSigned by:

9BBCF403FABA4EF

Andrea Felipe Cabello
Orientadora do Programa de Pós-Graduação em Gestão Pública

APÊNDICE D - Termo de Consentimento Livre e Esclarecido Institucional

DocuSign Envelope ID: 0C13AAFA-9D30-4B5C-B0B3-A379622FCC6C

TERMO DE CONSETIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO INSTITUCIONAL

Brasília-DF, 13 de março de 2023.

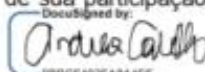
Senhora Cel. QOBM/Comb. Comandante-Geral,

Esta pesquisa será realizada pela pesquisadora Priscila Cruz Tempone, militar da reserva remunerada do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal e aluna do Programa de Pós-graduação em Gestão Pública da Faculdade de Planaltina da Universidade de Brasília (PPGP/FUP/UnB), como requisito para obtenção do título de mestre em Gestão Pública, com orientação e supervisão da Professora Dra. Andrea Felipe Cabello.

A pesquisa acadêmica será baseada no perfil socioeconômico dos militares do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal, relacionados ao endividamento pessoal, a partir da utilização do fundo de saúde e crédito consignado, e do recebimento de gratificações e serão realizadas por meio de pesquisa quantitativa, com a realização de coleta de dados de registros institucionais, sendo que sua participação consiste em autorizar a realização da pesquisa na instituição.

Após a conclusão da pesquisa, prevista para dezembro de 2023, a dissertação contendo todos os dados e conclusões, no formato eletrônico, será disponibilizada para consulta na Biblioteca Central da Universidade de Brasília, e uma via encaminhada à instituição como forma de agregar a temática sobre o perfil socioeconômico dos militares quanto ao endividamento e recebimento de gratificações.

Agradecemos sua autorização, ao mesmo tempo em que reforçamos a importância desta pesquisa e de sua participação para a construção do conhecimento sobre o assunto.

DocuSigned by:

 9BRCF402FABA4EF...

15/03/2023

Andrea Felipe Cabello
 Orientadora do Programa de Pós-Graduação em Gestão Pública

PRISCILA CRUZ
 TEMPONE
 69633908191

Priscila Cruz Tempone
 Aluna pesquisadora – Matrícula 221108057

Tendo ciência das informações contidas neste termo de consentimento institucional, eu, Cel. QOBM/Comb. Mônica Mesquita Miranda, ocupante do cargo de Comandante-Geral do Corpo de Bombeiros Militar do Distrito Federal, autorizo a aplicação desta pesquisa nesta instituição.

Mônica de Mesquita Miranda
 Comandante-Geral do CBMDF

APÊNDICE E – Algorítmicos do software Stata

* PREPARAÇÃO DOS DADOS

```
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\tb_dados_painel_endividamento.csv", encoding(UTF-8)
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta"
```

* -----

*Carregar o Posto/Graduação:

```
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\posto_graduacao.csv",
encoding(UTF-8) clear
rename cpf_servidor num_cpf_pessoa
rename mês_base mes
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\posto_graduacao.dta", replace
use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", clear
merge m:1 num_cpf_pessoa ano mes using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\posto_graduacao.dta", keepusing(posto_grad) nogenerate
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
```

* -----

*Carregar o valor de saúde dependente:

```
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\valor_saude_dependente.csv",
encoding(UTF-8) clear
rename cpf_servidor num_cpf_pessoa
rename mês_base mes
rename desconto FixoDep
destring FixoDep , replace force
replace FixoDep = 0 if FixoDep == .
* duplicates list num_cpf_pessoa ano mes
duplicates report num_cpf_pessoa ano mes
* Remover duplicatas, se necessário
duplicates drop num_cpf_pessoa ano mes, force
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\valor_saude_dependente.dta", replace
use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", clear
merge m:1 num_cpf_pessoa ano mes using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\valor_saude_dependente.dta", keepusing(FixoDep) nogenerate
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
```

* -----

*Carregar o valor de desconto fixo por dependente e posto/graduação:

```
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\posto_grad_sigla.csv", clear
rename pof_sigla posto_grad
rename contribuicaomensalpordependentel contriPOF
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\posto_grad_sigla.dta", replace
use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", clear
merge m:1 posto_grad using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\posto_grad_sigla.dta", keepusing(contriPOF) nogenerate
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
drop in 1552956
```

* Gerar a variável NDepdt com valores iniciais de -1 (indicando não atribuídos)

```
gen NDepdt = -1
* Tratar o caso onde FixoDep é missing (.)
replace NDepdt = 0 if FixoDep == .
```



```

* Atribuir valores para NDepdt com base em FixoDep e contriPOF
replace NDepdt = 0 if FixoDep == 0 & FixoDep != .
replace NDepdt = 1 if FixoDep > 0 & FixoDep <= contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 2 if FixoDep > contriPOF & FixoDep <= 2*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 3 if FixoDep > 2*contriPOF & FixoDep <= 3*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 4 if FixoDep > 3*contriPOF & FixoDep <= 4*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 5 if FixoDep > 4*contriPOF & FixoDep <= 5*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 6 if FixoDep > 5*contriPOF & FixoDep <= 6*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 7 if FixoDep > 6*contriPOF & FixoDep <= 7*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 8 if FixoDep > 7*contriPOF & FixoDep <= 8*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 9 if FixoDep > 8*contriPOF & FixoDep <= 9*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 10 if FixoDep > 9*contriPOF & FixoDep <= 10*contriPOF & FixoDep != .
replace NDepdt = 11 if FixoDep > 10*contriPOF & FixoDep <= 11*contriPOF & FixoDep != .
.
replace NDepdt = 12 if FixoDep > 11*contriPOF & FixoDep <= 12*contriPOF & FixoDep != .
.
replace NDepdt = 13 if FixoDep > 12*contriPOF & FixoDep != .
* Gerar a variável Dummy de Depdt:
gen Dept = .
* Atribuir valores para Dummy Depdt com base em NDepdt:
replace Dept = 0 if NDepdt == . | NDepdt == 0 | NDepdt == -1
replace Dept = 1 if NDepdt >= 1
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
*Carregar o valor de saude militar + dependente indenização:
* Importar csv militar:
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\desconto_fundo_saude_militar.csv", encoding(UTF-8) clear
rename cpf_servidor num_cpf_pessoa
rename ms_base mes
rename desconto IndMilitar
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\desconto_fundo_saude_militar.dta", replace
* Importar csv dependente:
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\desconto_fundo_saude_dependente.csv", encoding(UTF-8) clear
rename cpf_servidor num_cpf_pessoa
rename mês_base mes
rename desconto IndDepent
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\desconto_fundo_saude_dependente.dta",
replace
* Carregar o dataset "Dados1.dta"
use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", clear
merge m:1 num_cpf_pessoa ano mes using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\desconto_fundo_saude_dependente.dta", keepusing(IndDepent) nogenerate
merge m:1 num_cpf_pessoa ano mes using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\desconto_fundo_saude_militar.dta", keepusing(IndMilitar) nogenerate
* Substituir "." por 0 em IndDepent
replace IndDepent = 0 if missing(IndDepent)
* Substituir "." por 0 em IndMilitar
replace IndMilitar = 0 if missing(IndMilitar)

```

```

* Gerar a variável o valor de indenização do Fundo de Saúde:
gen FSIN = 0
* Somar as variáveis IndDepent e IndMilitar para criar FSIN
replace FSIN = IndDepent + IndMilitar
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* Gerar a variável Dummy de FSIN:
gen FSI = .
* Atribuir valores para Dummy FSI com base em FSIN:
replace FSI = 0 if FSIN == . | FSIN == 0
replace FSI = 1 if FSIN > 0
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
*Carregar o RLN e RBN:
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\renda_sql", encoding(UTF-8)
clear
rename cpf_servidor num_cpf_pessoa
rename mês_base mes
rename renda_liquida RLN
rename renda_bruta RBN
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\RBN_RLN.dta", replace
use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", clear
merge m:1 num_cpf_pessoa ano mes using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\RBN_RLN.dta", keepusing(RBN) nogenerate
merge m:1 num_cpf_pessoa ano mes using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\RBN_RLN.dta", keepusing(RLN) nogenerate
list num_cpf_pessoa ano mes RBN if missing(RBN)
list num_cpf_pessoa ano mes RLN if missing(RLN)
drop if missing(RBN) | missing(RLN)
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
*Carregar o rendimento de Indenização para reserva:
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\IndenizacaoFinalRenda",
encoding(UTF-8) clear
rename cpfservidor num_cpf_pessoa
rename mês mes
rename indenização IndReserva
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\IndenizacaoFinalRenda.dta", replace
use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", clear
merge m:1 num_cpf_pessoa ano mes using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\IndenizacaoFinalRenda.dta", keepusing(IndReserva) nogenerate
* Substituir "." por 0 em IndReserva
replace IndReserva = 0 if IndReserva == .
* Somar as rendas brutas e liquidas e gerar novas variáveis
gen RBNF = RBN - IndReserva
gen RLNF = RLN - IndReserva
list num_cpf_pessoa ano mes RLN IndReserva RLNF if missing(RLNF)
* Remover observações onde RBN, RLN, ou IndReserva são ausentes
drop if missing(RBN) | missing(RLN) | missing(IndReserva)
* Apagar as antigas e renomear com o nome anterior
* drop RBN RLN

```

```

* rename RBNF RBN
* rename RLNF RLN
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Apagar variáveis que não serão utilizadas do banco original:
drop sequencial dat_nascimento dat_obito data_referencia tempo_servico_referencia
dummy_obito dummy_dependente qtd_dependente renda_bruta renda_liquida
valor_fundo_saude_fixo valor_fundo_saude_indenizatorio valor_fundo_saude_indenizatorio_
RLNF RBNF IndReserva RLN RBN dummy_fundo_saude_indenizatorio FixoDep contriPOF
IndDepent IndMilitar
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Renomear variáveis:
rename idade Idade
rename RBNFAjust RendaBN
rename RLNFAjust RendaLN
rename valor_consignado CCN
rename valor_pa PAN
rename valor_gsv GSVN
rename valor_pttc PTTCN
rename valor_gnfe GNFEN
rename dummy_consignado CCons
rename dummy_genero Gen
rename dummy_religiao Rel
rename dummy_etinia_minoria RCE
rename dummy_oficial POF
rename situacao SitF
rename dummy_pa PA
rename dummy_gsv GSV
rename dummy_pttc PTTC
rename dummy_gnfe GNFE
rename FSI FSInd
rename Dept Depdt
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Comandos para criar uma coluna IGP_DI no banco principal, trocando virgula por ponto e
realizando o destring:
* Importar os valores do IGP-DI:
import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\igp_di.csv", clear
* Substituir vírgulas por pontos
*replace igp_di = substr(igp_di, "", ".", .)
* Destringir a coluna IGP_DI
*destring igp_di, replace force
* Verificar os dados
*list in 1/10
*Salve os dados do IGP-DI em um arquivo fixo:
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\igp_di.dta", replace
*Abra o seu conjunto de dados principal
use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", clear
*Realizar o merge usando ano e mes

```

```

merge m:1 ano mes using "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\igp_di.dta",
keepusing(igp_di) nogenerate
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Calcular o valor real de cada variável nominal:
* Para renda_bruta
generate RendaBR = RendaBN * (100 / igp_di)
* Para renda_liquida
generate RendaLR = RendaLN * (100 / igp_di)
* Para Valor_consignado
generate CCR = CCN * (100 / igp_di)
* Para Valor_PA
generate PAR = PAN * (100 / igp_di)
* Para Valor_GSV
generate GSVR = GSVN * (100 / igp_di)
* Para Valor_PTTC
generate PTTCR = PTTCN * (100 / igp_di)
* Para Valor_GNFE
generate GNFER = GNFN * (100 / igp_di)
* Para valor_fundo_saude_indenizatorio
generate FSIR = FSIN * (100 / igp_di)
* Fomatar no máximo duas casas decimais:
format RendaBR RendaLR CCR PAR GSVR PTTCR GNFER FSIR %9.2f
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Criar uma nova variável para armazenar a faixa de renda real e
* Recodificar a variável idade em faixas de idade
recode RendaLR (0/5000=1) (5000.01/10000 = 2) (10000.01/max = 3), generate(faixa_renda)
* Label para as faixas de idade
label define faixa_renda_label 1 "Até 5 mil" 2 "de 5 mil a 10 mil" 3 "Acima de 10 mil"
label values faixa_renda faixa_renda_label
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Criar uma nova variável para armazenar as faixas de idade e recodificar a variável idade em
faixas de idade:
recode Idade (min/30 = 1) (31/40 = 2) (41/50 = 3) (51/60 = 4) (61/max = 5),
generate(faixa_idade)
* Label para as faixas de Idade
label define faixa_idade_label 1 "Até 30 anos" 2 "31 a 40 anos" 3 "41 a 50 anos" 4 "51 a 60
anos" 5 "Acima de 60 anos"
label values faixa_idade faixa_idade_label
save "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Unificar as colunas de dummies com várias categorias para gerar de forma automática pelo
Stata
* Para o Estado civil:
* Criando uma única coluna para Eciv:
generate Eciv =.
replace Eciv = 1 if ec_perfil_1 == 1
replace Eciv = 2 if ec_perfil_2 == 1

```

```

replace Eciv = 3 if ec_perfil_3 == 1
replace Eciv = 4 if ec_perfil_4 == 1
replace Eciv = 5 if ec_perfil_5 == 1
tabulate Eciv, missing
* Para a Escolaridade:
* Criando uma única coluna para Esc:
generate Esc = .
replace Esc = 1 if ne_perfil_1 == 1
replace Esc = 2 if ne_perfil_2 == 1
replace Esc = 3 if ne_perfil_3 == 1
replace Esc = 4 if ne_perfil_4 == 1
replace Esc = 5 if ne_perfil_5 == 1
tabulate Esc, missing
* Para os Cursos de Especialização:
* Criando uma única coluna para Esp:
generate Esp = .
replace Esp = 0 if ce_perfil_6 == 1
replace Esp = 1 if ce_perfil_2 == 1
replace Esp = 1 if ce_perfil_3 == 1
replace Esp = 1 if ce_perfil_4 == 1
replace Esp = 1 if ce_perfil_5 == 1
replace Esp = 0 if Esp == .
tabulate Esp, missing
save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1_Eciv_Esc_Esp.dta", replace
* -----
* Apagar perfis dummies originais:
drop ec_perfil_1 ec_perfil_2 ec_perfil_3 ec_perfil_4 ec_perfil_5 ne_perfil_1 ne_perfil_2
ne_perfil_3 ne_perfil_4 ne_perfil_5 ce_perfil_1 ce_perfil_2 ce_perfil_3 ce_perfil_4
ce_perfil_5 ce_perfil_6
save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Criar as variáveis dummies:
xi i.Gen i.POf i.SitF i.Depdt i.Rel i.RCE i.CCons i.PA i.FSInd i.GSV i.PTTC i.GNFE i.Eciv
i.Esc i.Esp
save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Criar um ID aleatório:
sort cod_pessoa_servidor
* Definir uma semente para a função de randomização para reprodutibilidade
set seed 12345
* Gerar uma variável de número aleatório para cada cod_pessoa_servidor
gen randnum = runiform()
* Garantir que haja uma linha por cod_pessoa_servidor
bysort cod_pessoa_servidor (randnum): gen id_marker = _n == 1
* Manter apenas uma linha por cod_pessoa_servidor com id_marker == 1
compress
keep if id_marker
drop id_marker
* Atribuir IDs sequenciais na ordem aleatória
sort randnum

```

```

gen temp_ID = _n
* Salvar o arquivo temporário com os novos IDs
tempfile tmp
save `tmp'
* Reabrir o conjunto de dados original
use "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", clear
merge m:1 cod_pessoa_servidor using `tmp', keepusing(temp_ID)
* Renomear temp_ID para ID
rename temp_ID id
* Limpar as variáveis temporárias
drop _merge
sort id
save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Criar a sequência completa de anos e meses de 2009 a 2023
clear
set obs 180
gen ano = 2009 + floor((_n - 1) / 12)
gen mes = mod((_n - 1), 12) + 1
* Adicionar a coluna t
gen t = _n
* Salvar a sequência completa temporariamente
tempfile seq
save `seq'
* Carregar seus dados reais novamente:
*import delimited "d:\Users\Priscila\Downloads\tb_dados_painel_endividamento.csv",
encoding(UTF-8)
use "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", clear
* Garantir que as variáveis ano e mes são numéricas
destring ano, replace
destring mes, replace
* Mesclar seus dados com a sequência completa
merge m:1 ano mes using `seq', keepusing(t)
* Ordenar os dados pelo ID, Ano e Mes
sort id ano mes
* Adicionar a coluna de sequência t específica para cada ID
by id: gen t_sequence = sum(!missing(t))
drop _merge t_sequence
* drop in 1552956
save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----
* Ordenar as variáveis:
order num_cpf_pessoa cod_pessoa_servidor id ano mes t Idade NDepdt Depdt RendaBN
RendaLN RendaBR RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IDepdt_1 _IRel_1 _IRCE_1
_ICCons_1 _IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1 _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_3 _IEciv_4
_IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1 faixa_renda faixa_idade Gen POF SitF Rel RCE CCons
CCN PA PAN GSV GSVN PTTC PTTCN GNFE GNFE FSIN FSInd igp_di CCR PAR
GSVR PTTCR GNFER FSIR Eciv Esc Esp posto_grad
save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", replace
* -----

```

* Exportar csv:

```
export delimited num_cpf_pessoa cod_pessoa_servidor id ano mes t Idade NDepdt Depdt
RendaBN RendaLN RendaBR RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IDepdt_1 _IRel_1
_IRCE_1 _ICCons_1 _IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1 _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_3
_IEciv_4 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1 faixa_renda faixa_idade Gen POF SitF Rel RCE
CCons CCN PA PAN GSV GSVN PTTC PTTCN GNFE GNFEN FSIN FSInd igp_di CCR
PAR GSVR PTTTCR GNFER FSIR Eciv Esc Esp posto_grad using "C:\Stata\Dados10-
06\Endiv_CBMDF.csv", delimiter(";") replace
```

* -----

* ESTIMAÇÃO LOGINTUDINAL LOGÍSTICA PARA DADOS EM PAINEL

describe

xtset id t

xtsum id t Idade NDepdt RendaBR RendaLR CCR PAR GSVR GNFER PTTTCR

* -----

* Resultados dos Modelos

* Pooled Logit

```
xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1
_IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1 _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5
_IEsp_1, pa corr(independent) vce(rob)
```

* Armazenar:

estimates store Pooled

* Calcular os efeitos marginais:

margins, dydx(*)

*Calcular a predição e o percentual de acerto dos modelos:

predict pooled_pred, xb

gen pooled_correct = (pooled_pred > 0.5) == _ICCons_1

sum pooled_correct

* Razões de chance:

```
xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1
_IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1 _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5, pa
corr(independent) vce(rob) or
```

* -----

* PA Logit (Population-Averaged Logit)

```
xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1
_IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1, pa corr(exchangeable) vce(rob)
```

* Armazenar:

estimates store PA

* Calcular os efeitos marginais:

margins, dydx(*)

*Calcular a predição e o percentual de acerto dos modelos:

predict pa_pred, xb

gen pa_correct = (pa_pred > 0.5) == _ICCons_1

sum pa_correct

* Razões de chance:

```
xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1
_IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1, pa corr(exchangeable) vce(rob) or
```

* -----

* Efeitos Fixos (Fixed Effects)

```

xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1
_IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1 _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_3 _IEciv_5 _IEsc_4
_IEsc_5 _IEsp_1, fe nolog
* Armazenar:
estimates store EF
* Calcular os efeitos marginais:
margins, dydx(*)
*Calcular a predição e o percentual de acerto dos modelos:
predict fe_pred, xb
gen fe_correct = (fe_pred > 0.5) == _ICCons_1
sum fe_correct
* Razões de chance:
xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1
_IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1 _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_3 _IEciv_5 _IEsc_4
_IEsc_5 _IEsp_1, fe nolog or
* -----
* Efeitos Aleatórios (Random Effects)
xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1
_IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1, re nolog
* Armazenar:
estimates store EA
* Calcular os efeitos marginais:
margins, dydx(*)
*Calcular a predição e o percentual de acerto dos modelos:
predict re_pred, xb
gen re_correct = (re_pred > 0.5) == _ICCons_1
sum re_correct
* Razões de chance:
xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1
_IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1, re nolog or
* -----
* Resultados consolidados das estimações
estimates table Pooled PA EF EA, equations(1) b se stats (N ll sigma_u rho)
* -----
*Teste Hausman:
hausman EF EA
* -----
*Calcular a Matriz de Confusão e Métricas de Classificação para Efeitos Fixos:
* Avaliação em diferentes pontos de corte, com a converter pooled_pred para probabilidades
use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados_Endiv_CBMDf1.dta"
*Calcular a predição e o percentual de acerto dos modelos:
predict fe_pred, xb
gen fe_correct = (fe_pred > 0.5) == _ICCons_1
sum fe_correct
foreach c in 0.25 0.50 0.75 {
    generate pred_`=subinstr("c_`c'", ".", "_", .)' = invlogit(fe_pred) > `c'
    tabulate _ICCons_1 pred_`=subinstr("c_`c'", ".", "_", .)', matcell(confmat`=subinstr("c_`c'",
    ".", "_", .)')
    * Calcular sensibilidade e especificidade
    matrix conf = confmat`=subinstr("c_`c'", ".", "_", .)'

```



```
local TP = conf[2,2]
local FN = conf[2,1]
local FP = conf[1,2]
local TN = conf[1,1]
local N = `TP' + `FN' + `FP' + `TN'

local sensitivity = `TP' / (`TP' + `FN')
local specificity = `TN' / (`TN' + `FP')
local EGM = (`TP' + `TN') / `N'

di "Cutoff `c':"
di "Sensibilidade: `sensitivity'"
di "Especificidade: `specificity'"
di "Eficiência Global do Modelo (EGM): `EGM'"
}
```

APÊNDICE F – Algorítmicos do SQL Server (SSMS)

```

-- Correção de texto e limitar duas casas decimais
USE [Envidadamento_CBMDf]
GO
-- Corrigindo o texto
UPDATE [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
SET faixa_renda = REPLACE(faixa_renda, 'AtÃ@ 5 mil', 'Até 5 mil')
WHERE faixa_renda = 'AtÃ@ 5 mil';

-- Convertendo colunas para DECIMAL com 2 casas decimais
UPDATE [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
SET RendaBN = CAST(RendaBN AS DECIMAL(10,2)),
    RendaLN = CAST(RendaLN AS DECIMAL(10,2)),
    RendaBR = CAST(RendaBR AS DECIMAL(10,2)),
    RendaLR = CAST(RendaLR AS DECIMAL(10,2)),
    CCN = CAST(CCN AS DECIMAL(10,2)),
    PAN = CAST(PAN AS DECIMAL(10,2)),
    GSVN = CAST(GSVN AS DECIMAL(10,2)),
    PTTCN = CAST(PTTCN AS DECIMAL(10,2)),
    GNFN = CAST(GNFN AS DECIMAL(10,2)),
    FSIN = CAST(FSIN AS DECIMAL(10,2)),
    CCR = CAST(CCR AS DECIMAL(10,2)),
    PAR = CAST(PAR AS DECIMAL(10,2)),
    GSVR = CAST(GSVR AS DECIMAL(10,2)),
    PTTCR = CAST(PTTCR AS DECIMAL(10,2)),
    GNFER = CAST(GNFER AS DECIMAL(10,2)),
    FSIR = CAST(FSIR AS DECIMAL(10,2)),
    igp_di = CAST(igp_di AS DECIMAL(10,6));
GO
-----
-- Por ano, situação funcional de inativo e ativo

USE [Envidadamento_CBMDf]
GO
-- CTE para calcular a categoria predominante por ano e id
WITH CategoriasPredominantes AS (
    SELECT
        [ano],
        [id],
        CASE
            WHEN SUM(CASE WHEN [SitF] = 1 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [SitF] =
0 THEN 1 ELSE 0 END) THEN 'Ativo'
            ELSE 'Inativo'
        END AS CategoriaPredominante
    FROM
        [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
    GROUP BY
        [ano], [id]
)
-- Contagem das categorias predominantes por ano
SELECT
    [ano],
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Ativo' THEN 1 ELSE 0 END) AS Ativo,
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Inativo' THEN 1 ELSE 0 END) AS Inativo,
    COUNT(DISTINCT [id]) AS Id_distinto
FROM
    CategoriasPredominantes
GROUP BY
    [ano]
ORDER BY
    [ano];

```

```

GO
-----
-- Por ano, situação funcional de inativo e ativo e carreira militar, praça ou oficial

USE [Envididamento_CBMDf]
GO
-- CTE para calcular a categoria predominante por ano e id
WITH CategoriasPredominantes AS (
    SELECT
        [ano],
        [id],
        CASE
            WHEN SUM(CASE WHEN [SitF] = 1 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [SitF] =
0 THEN 1 ELSE 0 END) THEN 'Ativo'
            ELSE 'Inativo'
        END AS CategoriaPredominante,
        MAX([POf]) AS CarreiraPredominante -- Assumindo que a carreira não muda dentro
do mesmo ano e id
    FROM
        [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
    GROUP BY
        [ano], [id]
)
-- Contagem das categorias predominantes por ano
SELECT
    [ano],
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Ativo' AND CarreiraPredominante = 0 THEN 1
ELSE 0 END) AS Praças_Ativos,
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Ativo' AND CarreiraPredominante = 1 THEN 1
ELSE 0 END) AS Oficiais_Ativos,
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Inativo' AND CarreiraPredominante = 0 THEN
1 ELSE 0 END) AS Praças_Inativos,
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Inativo' AND CarreiraPredominante = 1 THEN
1 ELSE 0 END) AS Oficiais_Inativos,
    COUNT(DISTINCT [id]) AS Id_distinto
FROM
    CategoriasPredominantes
GROUP BY
    [ano]
ORDER BY
    [ano];
GO
-----
-- Por ano, estado civil
USE [Envididamento_CBMDf]
GO
-- CTE para calcular a categoria predominante de estado civil por ano e id
WITH CategoriasPredominantesEciv AS (
    SELECT
        [ano],
        [id],
        CASE
            WHEN SUM(CASE WHEN [Eciv] = 1 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv] =
2 THEN 1 ELSE 0 END)
            AND SUM(CASE WHEN [Eciv] = 1 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv]
= 3 THEN 1 ELSE 0 END)
            AND SUM(CASE WHEN [Eciv] = 1 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv]
= 4 THEN 1 ELSE 0 END)
            AND SUM(CASE WHEN [Eciv] = 1 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv]
= 5 THEN 1 ELSE 0 END) THEN 'Casado'

```

```

        WHEN SUM(CASE WHEN [Eciv] = 2 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv] =
3 THEN 1 ELSE 0 END)
        AND SUM(CASE WHEN [Eciv] = 2 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv]
= 4 THEN 1 ELSE 0 END)
        AND SUM(CASE WHEN [Eciv] = 2 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv]
= 5 THEN 1 ELSE 0 END) THEN 'Solteiro'
        WHEN SUM(CASE WHEN [Eciv] = 3 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv] =
4 THEN 1 ELSE 0 END)
        AND SUM(CASE WHEN [Eciv] = 3 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv]
= 5 THEN 1 ELSE 0 END) THEN 'Divorciado'
        WHEN SUM(CASE WHEN [Eciv] = 4 THEN 1 ELSE 0 END) >= SUM(CASE WHEN [Eciv] =
5 THEN 1 ELSE 0 END) THEN 'Viúvo'
        ELSE 'Ignorado'
    END AS CategoriaPredominante
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
GROUP BY
    [ano], [id]
)
-- Contagem das categorias predominantes por ano
SELECT
    [ano],
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Casado' THEN 1 ELSE 0 END) AS Casado,
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Solteiro' THEN 1 ELSE 0 END) AS Solteiro,
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Divorciado' THEN 1 ELSE 0 END) AS
Divorciado,
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Viúvo' THEN 1 ELSE 0 END) AS Viúvo,
    SUM(CASE WHEN CategoriaPredominante = 'Ignorado' THEN 1 ELSE 0 END) AS Ignorado,
    COUNT(DISTINCT [id]) AS Id_distinto
FROM
    CategoriasPredominantesEciv
GROUP BY
    [ano]
ORDER BY
    [ano];
GO
-----
-- Por ano, estatística descritiva de renda média por situação funcional
USE [Envidadamento_CBMDf]
GO

-- CTE para calcular a situação predominante por ano e id
WITH CategoriasPredominantes AS (
    SELECT
        [ano],
        [id],
        [POf],
        CASE
            WHEN COUNT(CASE WHEN [POf] = 1 THEN 1 ELSE NULL END) >= COUNT(CASE WHEN
[POf] = 0 THEN 1 ELSE NULL END) THEN 1
            ELSE 0
        END AS SituacaoPredominante
    FROM
        [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
    GROUP BY
        [ano], [id], [POf]
),
-- CTE para calcular a renda média por ano e POF
RendaMedia AS (
    SELECT
        cp.[ano],

```

```

        cp.[POf],
        AVG(TRY_CAST(de.[RendaBN] AS FLOAT)) AS Media_RendaBN,
        AVG(TRY_CAST(de.[RendaBR] AS FLOAT)) AS Media_RendaBR,
        AVG(TRY_CAST(de.[RendaLN] AS FLOAT)) AS Media_RendaLN,
        AVG(TRY_CAST(de.[RendaLR] AS FLOAT)) AS Media_RendaLR
    FROM
        CategoriasPredominantes cp
    JOIN
        [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1] de
    ON
        cp.[ano] = de.[ano] AND cp.[id] = de.[id]
    GROUP BY
        cp.[ano], cp.[POf]
)

-- Seleção final com colunas para cada combinação de POf e tipo de renda
SELECT
    [ano],
    FORMAT(AVG(CASE WHEN [POf] = 1 THEN Media_RendaBN ELSE NULL END), 'N2', 'pt-BR')
AS Oficial_Media_RendaBN,
    FORMAT(AVG(CASE WHEN [POf] = 0 THEN Media_RendaBN ELSE NULL END), 'N2', 'pt-BR')
AS Praca_Media_RendaBN,
    FORMAT(AVG(CASE WHEN [POf] = 1 THEN Media_RendaBR ELSE NULL END), 'N2', 'pt-BR')
AS Oficial_Media_RendaBR,
    FORMAT(AVG(CASE WHEN [POf] = 0 THEN Media_RendaBR ELSE NULL END), 'N2', 'pt-BR')
AS Praca_Media_RendaBR,
    FORMAT(AVG(CASE WHEN [POf] = 1 THEN Media_RendaLN ELSE NULL END), 'N2', 'pt-BR')
AS Oficial_Media_RendaLN,
    FORMAT(AVG(CASE WHEN [POf] = 0 THEN Media_RendaLN ELSE NULL END), 'N2', 'pt-BR')
AS Praca_Media_RendaLN,
    FORMAT(AVG(CASE WHEN [POf] = 1 THEN Media_RendaLR ELSE NULL END), 'N2', 'pt-BR')
AS Oficial_Media_RendaLR,
    FORMAT(AVG(CASE WHEN [POf] = 0 THEN Media_RendaLR ELSE NULL END), 'N2', 'pt-BR')
AS Praca_Media_RendaLR
FROM
    RendaMedia
GROUP BY
    [ano]
ORDER BY
    [ano];

GO

-----
-- Por ano, estatística descritiva de rendimentos e descontos nominais e reais

USE [Envidadamento_CBMDf]
GO
-- Estatísticas para todas as variáveis mencionadas
SELECT
    'RendaBN' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(RendaBN AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(RendaBN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(RendaBN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(RendaBN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(RendaBN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(RendaBN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'RendaBR' AS Variável,

```

```

COUNT(TRY_CAST(RendaBR AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
FORMAT(SUM(TRY_CAST(RendaBR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
FORMAT(AVG(TRY_CAST(RendaBR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
FORMAT(STDEV(TRY_CAST(RendaBR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
FORMAT(MIN(TRY_CAST(RendaBR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
FORMAT(MAX(TRY_CAST(RendaBR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
[dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
'RendaLN' AS Variável,
COUNT(TRY_CAST(RendaLN AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
FORMAT(SUM(TRY_CAST(RendaLN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
FORMAT(AVG(TRY_CAST(RendaLN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
FORMAT(STDEV(TRY_CAST(RendaLN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
FORMAT(MIN(TRY_CAST(RendaLN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
FORMAT(MAX(TRY_CAST(RendaLN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
[dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
'RendaLR' AS Variável,
COUNT(TRY_CAST(RendaLR AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
FORMAT(SUM(TRY_CAST(RendaLR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
FORMAT(AVG(TRY_CAST(RendaLR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
FORMAT(STDEV(TRY_CAST(RendaLR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
FORMAT(MIN(TRY_CAST(RendaLR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
FORMAT(MAX(TRY_CAST(RendaLR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
[dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
'CCN' AS Variável,
COUNT(TRY_CAST(CCN AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
FORMAT(SUM(TRY_CAST(CCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
FORMAT(AVG(TRY_CAST(CCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
FORMAT(STDEV(TRY_CAST(CCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
FORMAT(MIN(TRY_CAST(CCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
FORMAT(MAX(TRY_CAST(CCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
[dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
'CCR' AS Variável,
COUNT(TRY_CAST(CCR AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
FORMAT(SUM(TRY_CAST(CCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
FORMAT(AVG(TRY_CAST(CCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
FORMAT(STDEV(TRY_CAST(CCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
FORMAT(MIN(TRY_CAST(CCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
FORMAT(MAX(TRY_CAST(CCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
[dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
'PAN' AS Variável,
COUNT(TRY_CAST(PAN AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
FORMAT(SUM(TRY_CAST(PAN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
FORMAT(AVG(TRY_CAST(PAN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
FORMAT(STDEV(TRY_CAST(PAN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
FORMAT(MIN(TRY_CAST(PAN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
FORMAT(MAX(TRY_CAST(PAN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM

```

```

[dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'PAR' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(PAR AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(PAR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(PAR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(PAR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(PAR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(PAR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'FSIN' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(FSIN AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(FSIN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(FSIN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(FSIN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(FSIN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(FSIN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'FSIR' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(FSIR AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(FSIR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(FSIR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(FSIR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(FSIR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(FSIR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'GSVN' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(GSVN AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(GSVN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(GSVN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(GSVN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(GSVN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(GSVN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'GSVR' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(GSVR AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(GSVR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(GSVR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(GSVR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(GSVR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(GSVR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'GNFEN' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(GNFEN AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(GNFEN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(GNFEN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,

```

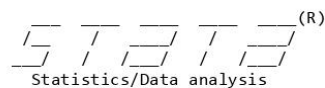
```

        FORMAT(STDEV(TRY_CAST(GNFEN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
        FORMAT(MIN(TRY_CAST(GNFEN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
        FORMAT(MAX(TRY_CAST(GNFEN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'GNFER' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(GNFER AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(GNFER AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(GNFER AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(GNFER AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(GNFER AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(GNFER AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'PTTCN' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(PTTCN AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(PTTCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(PTTCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(PTTCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(PTTCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(PTTCN AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
UNION ALL
SELECT
    'PTTCR' AS Variável,
    COUNT(TRY_CAST(PTTCR AS FLOAT)) AS Numero_de_Observacoes,
    FORMAT(SUM(TRY_CAST(PTTCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Soma,
    FORMAT(AVG(TRY_CAST(PTTCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Media,
    FORMAT(STDEV(TRY_CAST(PTTCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS DesvioPadrao,
    FORMAT(MIN(TRY_CAST(PTTCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Minimo,
    FORMAT(MAX(TRY_CAST(PTTCR AS FLOAT)), 'N2', 'pt-BR') AS Maximo
FROM
    [dbo].[Dados_Endiv_CBMDf1]
ORDER BY
    Variável;

GO

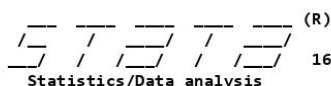
```


APÊNDICE G – Saídas do software Stata - *logit*



Statistics/Data analysis

User: Piscila Cruz Tempone
Project: Endividamento CBMDF - 2009 a 2023



Statistics/Data analysis

Special Edition

16.1 Copyright 1985-2019 StataCorp LLC
StataCorp
4905 Lakeway Drive
College Station, Texas 77845 USA
800-STATA-PC <https://www.stata.com>
979-696-4600 stata@stata.com
979-696-4601 (fax)

Stata license: Single-user perpetual
Serial number: 401606359835
Licensed to: VIGICAN
UFMT

Notes:

1. Unicode is supported; see [help unicode advice](#).
2. Maximum number of variables is set to 5,000; see [help set maxvar](#).
3. New update available; type `-update all-`

1 . use "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta"

2 . * Resultados dos Modelos

3 .

4 .

5 .

6 . describe

Contains data from C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta
obs: 1,560,418
vars: 62 15 Jun 2024 16:43

variable name	storage type	display format	value label	variable label
num_cpf_pessoa	double	%10.0g		
cod_pessoa_se-r	long	%12.0g		
id	float	%9.0g		
ano	float	%8.0g		Ano
mes	float	%8.0g		Mes
t	float	%9.0g		
Idade	byte	%8.0g		
NDepdt	float	%9.0g		
Depdt	float	%9.0g		
RendaBN	float	%9.0g		
RendaLN	float	%9.0g		
RendaBR	float	%9.0g		
RendaLR	float	%9.0g		
_IGen_1	byte	%8.0g		Gen==1
_IPOf_1	byte	%8.0g		POf==1
_ISitF_1	byte	%8.0g		SitF==1
_IDepdt_1	byte	%8.0g		Depdt==1
_IRel_1	byte	%8.0g		Rel==1
_IRCE_1	byte	%8.0g		RCE==1
_ICCons_1	byte	%8.0g		CCons==1
_IPA_1	byte	%8.0g		PA==1
_IFSInd_1	byte	%8.0g		FSInd==1
_IGSV_1	byte	%8.0g		GSV==1
_IPTTC_1	byte	%8.0g		PTTC==1
_IGNFE_1	byte	%8.0g		GNFE==1
_IEciv_2	byte	%8.0g		Eciv==2
_IEciv_3	byte	%8.0g		Eciv==3
_IEciv_4	byte	%8.0g		Eciv==4
_IEciv_5	byte	%8.0g		Eciv==5
_IEsc_4	byte	%8.0g		Esc==4
_IEsc_5	byte	%8.0g		Esc==5
_IEsp_1	byte	%8.0g		Esp==1
faixa_renda	float	%17.0g	faixa_renda_label	RECODE of RendaLR
faixa_idade	byte	%16.0g	faixa_idade_label	

```

Gen          byte    %8.0g
POf          byte    %8.0g
SitF        byte    %8.0g
ReI         byte    %8.0g
RCE         byte    %8.0g
CCons       byte    %8.0g
CCN         float   %9.0g
PA          byte    %8.0g
PAN         float   %9.0g
GSV         byte    %8.0g
GSVN        int     %8.0g
PTTC        byte    %8.0g
PTTCN       float   %9.0g
GNFE        byte    %8.0g
GNFEN       float   %9.0g
FSIN        float   %9.0g
FSInd       float   %9.0g
igp_di      float   %9.0g
CCR         float   %9.0g
PAR         float   %9.0g
GSVR        float   %9.0g
PTTCR       float   %9.0g
GNFER       float   %9.0g
FSIR        float   %9.0g
Eciv        float   %9.0g
Esc         float   %9.0g
Esp         float   %9.0g
posto_grad  str9     %9s

```

RECODE of Idade

Dummy_Consignado
Valor_consignado
Dummy_PA
Valor_PA
Dummy_GSV
Valor_GSV
Dummy_PTTC
Valor_PTTC
Dummy_GNFE
Valor_GNFE

IGP_DI

POSTO_GRAD

Sorted by: id t

```

7 .
8 .
9 .
10 . xtset id t
      panel variable: id (unbalanced)
      time variable: t, 1 to 180, but with gaps
      delta: 1 unit

11 .
12 .
13 .
14 . xtsum id t Idade NDepdt RendaBR RendaLR CCR PAR GSVR GNFER PTTCR

```

Variable		Mean	Std. Dev.	Min	Max	Observations
id	overall	4942.149	2955.791	1	11526	N = 1560418
	between		3327.414	1	11526	n = 11526
	within		0	4942.149	4942.149	T-bar = 135.382
t	overall	95.66463	51.95367	1	180	N = 1560418
	between		34.1759	1	179.5	n = 11526
	within		48.49887	-28.72562	201.0793	T-bar = 135.382
Idade	overall	45.77246	12.20359	19	97	N = 1560418
	between		12.5547	21.81818	92	n = 11526
	within		4.052753	34.94319	54.11392	T-bar = 135.382
NDepdt	overall	2.159667	1.476585	0	13	N = 1560418
	between		1.298939	0	9.833333	n = 11526
	within		.8018328	-3.284778	13.62078	T-bar = 135.382
RendaBR	overall	7051.79	3436.09	0	69706.8	N = 1560418
	between		2769.29	0	19578.38	n = 11526
	within		2297.139	-5344.186	61635.07	T-bar = 135.382
RendaLR	overall	4455.8	2365.06	0	62334.15	N = 1560418
	between		1796.318	0	16772.79	n = 11526
	within		1614.487	-5144.203	60217	T-bar = 135.382
CCR	overall	840.1842	829.5944	0	7053.665	N = 1560418

	between		681.4517	0	3764.716	n = 11526
	within		452.1652	-2781.832	6713.763	T-bar = 135.382
PAR	overall	235.2009	568.2171	0	45307.48	N = 1560418
	between		474.8171	0	8658.758	n = 11526
	within		268.7243	-3591.436	41460.67	T-bar = 135.382
GSVR	overall	109.6815	372.3696	0	5480.697	N = 1560418
	between		169.6828	0	1498.509	n = 11526
	within		323.7485	-1388.827	5314.684	T-bar = 135.382
GNFER	overall	9.476619	62.92445	-1289.121	3702.474	N = 1560418
	between		26.96945	-37.9372	333.4221	n = 11526
	within		55.09038	-1405.4	3631.628	T-bar = 135.382
PTTCR	overall	43.91116	302.3993	0	7140.225	N = 1560418
	between		162.2878	0	2052.69	n = 11526
	within		239.8891	-2008.779	5675.779	T-bar = 135.382

15 .
 16 .
 17 .
 18 . * Pooled Logit

19 .
 20 . xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaLR _IGen_1_IPOf_1_ISitF_1_IReI_1_IRCE_1_IPA_1_IFSInd_1_IGSV_1_IPTTC_1_IGNFE_1_IEciv_2_IEciv_5_IEsc_4_IEsc_5_IEsp_1, pa corr(independent) vce(rob)

Iteration 1: tolerance = 2.703e-11

GEE population-averaged model
 Group variable: id
 Link: logit
 Family: binomial
 Correlation: independent

Number of obs = 1,560,418
 Number of groups = 11,526
 Obs per group: min = 1, avg = 135.4, max = 180

Wald chi2(18) = 6793.79
 Prob > chi2 = 0.0000

Scale parameter: 1

Pearson chi2(1560418): 4.949e+10
 Dispersion (Pearson): 31712.93

Deviance = 1682458.7
 Dispersion = 1.07821

(Std. Err. adjusted for clustering on id)

_ICCons_1	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Idade	.0110768	.0021617	5.12	0.000	.00684	.0153135
NDepdt	.334062	.0118721	28.14	0.000	.3107931	.3573309
RendaLR	-.0004321	6.22e-06	-69.51	0.000	-.0004443	-.0004199
_IGen_1	.3896973	.0572226	6.81	0.000	.2775432	.5018515
_IPOf_1	.5032954	.044124	11.41	0.000	.4168139	.5897769
_ISitF_1	.581907	.0438115	13.28	0.000	.496038	.6677759
_IReI_1	.1662071	.0431019	3.86	0.000	.0817289	.2506853
_IRCE_1	.274986	.03682	7.47	0.000	.2028201	.3471519
_IPA_1	.2440333	.0433471	5.63	0.000	.1590746	.3289921
_IFSInd_1	.0775106	.019808	3.91	0.000	.0386877	.1163335
_IGSV_1	.8360797	.0288614	28.97	0.000	.7795124	.8926471
_IPTTC_1	1.532564	.1014634	15.10	0.000	1.3337	1.731429
_IGNFE_1	.3130454	.0589903	5.31	0.000	.1974264	.4286643
_IEciv_2	-.0917571	.0407172	-2.25	0.024	-.1715614	-.0119528
_IEciv_5	-.5182003	.0427347	-12.13	0.000	-.6019587	-.4344419
_IEsc_4	-.1933759	.0623572	-3.10	0.002	-.3155938	-.0711158
_IEsc_5	.5854514	.0493926	11.85	0.000	.4886436	.6822592
_IEsp_1	-.0521859	.0755782	-0.69	0.490	-.2003164	.0959447
_cons	-.1383309	.1260955	-1.10	0.273	-.3854735	.1088117

```

21 . * Armazenar:
22 .
23 . estimates store Pooled
24 .
25 .
26 .
27 . * Calcular os efeitos marginais:
28 .
29 . margins, dydx(*)

```

```

Average marginal effects          Number of obs    = 1,560,418
Model VCE      : Robust

```

```

Expression   : Pr(_ICCons_1 != 0), predict()
dy/dx w.r.t. : Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1 _IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1
              _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1

```

	Delta-method				[95% Conf. Interval]	
	dy/dx	Std. Err.	z	P> z		
Idade	.0020064	.000391	5.13	0.000	.0012401	.0027727
NDepdt	.0605107	.0020438	29.61	0.000	.0565048	.0645166
RendaLR	-.0000783	1.06e-06	-73.80	0.000	-.0000803	-.0000762
_IGen_1	.0705883	.0103292	6.83	0.000	.0503434	.0908331
_IPOf_1	.091165	.0081412	11.20	0.000	.0752085	.1071215
_ISitF_1	.1054044	.007933	13.29	0.000	.089856	.1209527
_IRel_1	.0301061	.0077912	3.86	0.000	.0148355	.0453767
_IRCE_1	.0498099	.0066335	7.51	0.000	.0368085	.0628113
_IPA_1	.0442032	.0078079	5.66	0.000	.0289001	.0595064
_IFSInd_1	.01404	.0035826	3.92	0.000	.0070181	.0210618
_IGSV_1	.1514442	.0051977	29.14	0.000	.141257	.1616314
_IPTTC_1	.2776027	.0182764	15.19	0.000	.2417815	.3134239
_IGNFE_1	.0567038	.0106891	5.30	0.000	.0357535	.0776542
_IEciv_2	-.0166205	.0073743	-2.25	0.024	-.0310739	-.0021671
_IEciv_5	-.0938648	.0076871	-12.21	0.000	-.1089313	-.0787983
_IEsc_4	-.0350274	.0112817	-3.10	0.002	-.0571391	-.0129156
_IEsc_5	.1060464	.0088631	11.96	0.000	.0886751	.1234176
_IEsp_1	-.0094527	.0136896	-0.69	0.490	-.0362839	.0173784

```

30 . xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1 _IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1
    > 1 _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1, pa corr(independent) vce(rob) or

```

```
Iteration 1: tolerance = 2.703e-11
```

```

GEE population-averaged model          Number of obs    = 1,560,418
Group variable:                        id                Number of groups = 11,526
Link:                                  logit              Obs per group:
Family:                                binomial           min = 1
Correlation:                           independent        avg = 135.4
                                                max = 180
                                                Wald chi2(18)    = 6793.79
Scale parameter:                        1                 Prob > chi2      = 0.0000
Pearson chi2(1560418):                  4.949e+10         Deviance         = 1682458.7
Dispersion (Pearson):                   31712.93          Dispersion       = 1.07821

```

(Std. Err. adjusted for clustering on id)

_ICCons_1	Odds Ratio	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Idade	1.011138	.0021857	5.12	0.000	1.006863	1.015431
NDepdt	1.39663	.0165809	28.14	0.000	1.364507	1.429509
RendaLR	.999568	6.21e-06	-69.51	0.000	.9995558	.9995802
_IGen_1	1.476534	.0844911	6.81	0.000	1.319883	1.651777
_IPOf_1	1.654163	.0729884	11.41	0.000	1.51712	1.803586
_ISitF_1	1.789448	.0783983	13.28	0.000	1.642202	1.949896
_IRel_1	1.180818	.0508955	3.86	0.000	1.085162	1.284906
_IRCE_1	1.316512	.048474	7.47	0.000	1.224852	1.415032
_IPA_1	1.276387	.0553277	5.63	0.000	1.172425	1.389567
_IFSInd_1	1.080594	.0214044	3.91	0.000	1.039446	1.12337
_IGSV_1	2.307304	.0665921	28.97	0.000	2.180409	2.441584
_IPTTC_1	4.630035	.4697792	15.10	0.000	3.795058	5.64872
_IGNFE_1	1.367584	.0806742	5.31	0.000	1.218263	1.535206
_IEciv_2	.9123267	.0371474	-2.25	0.024	.8423486	.9881183
_IEciv_5	.5955915	.0254524	-12.13	0.000	.5477377	.647626
_IEsc_4	.8241721	.0513931	-3.10	0.002	.7293556	.9313147
_IEsc_5	1.795801	.0886994	11.85	0.000	1.630104	1.978342
_IEsp_1	.9491524	.0717352	-0.69	0.490	.8184717	1.100698
_cons	.8708105	.1098053	-1.10	0.273	.6801286	1.114952

Note: **_cons** estimates baseline odds (conditional on zero random effects).

31 . * PA Logit (Population-Averaged Logit)

32 .

33 . xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1 _IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1, pa corr(exchangeable) vce(rob)

Iteration 1: tolerance = .42286938
 Iteration 2: tolerance = .11165218
 Iteration 3: tolerance = .04992916
 Iteration 4: tolerance = .01106833
 Iteration 5: tolerance = .00570612
 Iteration 6: tolerance = .00175497
 Iteration 7: tolerance = .00069017
 Iteration 8: tolerance = .00022908
 Iteration 9: tolerance = .00008331
 Iteration 10: tolerance = .0000284
 Iteration 11: tolerance = .00001006
 Iteration 12: tolerance = 3.468e-06
 Iteration 13: tolerance = 1.216e-06
 Iteration 14: tolerance = 4.213e-07

GEE population-averaged model
 Group variable: **id** Number of obs = **1,560,418**
 Link: **logit** Number of groups = **11,526**
 Family: **binomial** Obs per group: min = **1**
 Correlation: **exchangeable** avg = **135.4**
 max = **180**
 Wald chi2(13) = **1038.43**
 Scale parameter: **1** Prob > chi2 = **0.0000**

(Std. Err. adjusted for clustering on id)

_ICCons_1	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Idade	.0121786	.00186	6.55	0.000	.0085331	.015824
NDepdt	.0871786	.0076986	11.32	0.000	.0720896	.1022676
RendaBR	5.51e-06	1.20e-06	4.58	0.000	3.15e-06	7.87e-06
_IGen_1	.720091	.061646	11.68	0.000	.599267	.840915
_IPOf_1	-.1342864	.0429489	-3.13	0.002	-.2184648	-.050108
_ISitF_1	.2517769	.0272596	9.24	0.000	.198349	.3052048
_IRel_1	.5531107	.0703132	7.87	0.000	.4152994	.690922
_IRCE_1	.2385864	.0591697	4.03	0.000	.1226159	.3545569
_IGSV_1	.1790921	.0115488	15.51	0.000	.1564569	.2017273
_IEciv_5	-.2282522	.036912	-6.18	0.000	-.3005985	-.1559059

_IEsc_4	-.3913317	.0790238	-4.95	0.000	-.5462155	-.2364479
_IEsc_5	.7155775	.077421	9.24	0.000	.5638352	.8673198
_IEsp_1	.1484576	.0602057	2.47	0.014	.0304565	.2664587
_cons	-1.81549	.1239403	-14.65	0.000	-2.058409	-1.572572

34 . * Armazenar:

35 .

36 . estimates store PA

37 .

38 .

39 .

40 . * Calcular os efeitos marginais:

41 .

42 . margins, dydx(*)

Average marginal effects
Model VCE : **Robust**

Number of obs = **1,560,418**

Expression : **Pr(_ICons_1 != 0), predict()**

dy/dx w.r.t. : **Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1 _IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1**

	Delta-method		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	dy/dx	Std. Err.				
Idade	.002562	.0003881	6.60	0.000	.0018013	.0033227
NDepdt	.0183397	.0016004	11.46	0.000	.015203	.0214764
RendaBR	1.16e-06	2.52e-07	4.60	0.000	6.65e-07	1.65e-06
_IGen_1	.1514851	.012973	11.68	0.000	.1260584	.1769118
_IPOf_1	-.0282497	.0090227	-3.13	0.002	-.0459339	-.0105656
_ISitF_1	.0529661	.0057343	9.24	0.000	.041727	.0642053
_IRel_1	.1163576	.0141244	8.24	0.000	.0886743	.1440408
_IRCE_1	.0501913	.0123497	4.06	0.000	.0259863	.0743962
_IGSV_1	.0376755	.0024396	15.44	0.000	.032894	.0424569
_IEciv_5	-.0480173	.0077165	-6.22	0.000	-.0631414	-.0328932
_IEsc_4	-.0823242	.0166041	-4.96	0.000	-.1148677	-.0497807
_IEsc_5	.1505356	.0152869	9.85	0.000	.1205737	.1804975
_IEsp_1	.0312309	.0126693	2.47	0.014	.0063995	.0560624

43 . *Calcular a predição e o percentual de acerto dos modelos:

44 .

45 . predict pa_pred, xb

46 .

47 . gen pa_correct = (pa_pred > 0.5) == _ICons_1

48 .

49 . sum pa_correct

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
pa_correct	1,560,418	.6388481	.4803346	0	1

Obs per group:
 min = 2
 avg = 144.4
 max = 180

Log likelihood = -362050.81 LR chi2(14) = 54587.65
 Prob > chi2 = 0.0000

_ICCons_1	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Idade	-.0047918	.0009121	-5.25	0.000	-.0065795 -.003004
NDepdt	.2716016	.0039218	69.26	0.000	.2639151 .2792881
RendaLR	-.0004024	2.11e-06	-190.82	0.000	-.0004066 -.0003983
_IGen_1	0	(omitted)			
_IPOf_1	.0776586	.0226796	3.42	0.001	.0332075 .1221098
_ISitf_1	.8906902	.0139908	63.66	0.000	.8632687 .9181116
_IRel_1	0	(omitted)			
_IRCE_1	0	(omitted)			
_IPA_1	-.1933233	.0183342	-10.54	0.000	-.2292576 -.157389
_IFSInd_1	-.051974	.0075873	-6.85	0.000	-.0668448 -.0371031
_IGSV_1	.6166175	.0106328	57.99	0.000	.5957776 .6374573
_IPTTC_1	.7429463	.0286123	25.97	0.000	.6868671 .7990254
_IGNFE_1	.1736326	.0175574	9.89	0.000	.1392208 .2080444
_IEciv_2	-.1759385	.0188045	-9.36	0.000	-.2127946 -.1390823
_IEciv_3	-.119996	.0248208	-4.83	0.000	-.1686439 -.0713481
_IEciv_5	-.6785773	.0190938	-35.54	0.000	-.7160005 -.6411542
_IEsc_4	0	(omitted)			
_IEsc_5	0	(omitted)			
_IEsp_1	.4343206	.0274578	15.82	0.000	.3805043 .488137

58 . * Armazenar:

59 .

60 . estimates store EF

61 .

62 . * Calcular os efeitos marginais:

63 .

64 . margins, dydx(*)

Average marginal effects Number of obs = 1,003,023
 Model VCE : OIM

Expression : Pr(_ICCons_1|fixed effect is 0), predict(pu0)

dy/dx w.r.t. : Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitf_1 _IRel_1 _IRCE_1 _IPA_1 _IFSInd_1 _IGSV_1 _IPTTC_1
 _IGNFE_1 _IEciv_2 _IEciv_3 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5 _IEsp_1

	dy/dx	Delta-method Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Idade	-.0009046	.0001621	-5.58	0.000	-.0012222 -.0005869
NDepdt	.0512715	.0009555	53.66	0.000	.0493988 .0531442
RendaLR	-.000076	8.56e-07	-88.70	0.000	-.0000776 -.0000743
_IGen_1	0	(omitted)			
_IPOf_1	.01466	.0042766	3.43	0.001	.0062781 .0230419
_ISitf_1	.1681398	.0039494	42.57	0.000	.1603991 .1758805
_IRel_1	0	(omitted)			
_IRCE_1	0	(omitted)			
_IPA_1	-.0364946	.0034647	-10.53	0.000	-.0432852 -.0297039
_IFSInd_1	-.0098114	.0014444	-6.79	0.000	-.0126423 -.0069805
_IGSV_1	.1164018	.0024561	47.39	0.000	.1115879 .1212156
_IPTTC_1	.1402495	.0056498	24.82	0.000	.129176 .1513229
_IGNFE_1	.0327774	.0033178	9.88	0.000	.0262746 .0392802
_IEciv_2	-.0332127	.0034385	-9.66	0.000	-.0399522 -.0264733
_IEciv_3	-.0226522	.0046791	-4.84	0.000	-.0318231 -.0134814
_IEciv_5	-.1280982	.0034537	-37.09	0.000	-.1348674 -.121329
_IEsc_4	0	(omitted)			
_IEsc_5	0	(omitted)			


```

      _IEsp_1 | .0819888 .0051509 15.92 0.000 .0718932 .0920843
-----+-----
65 .
66 . *Calcular a predição e o percentual de acerto dos modelos:
67 .
68 . predict fe_pred, xb
69 .
70 . gen fe_correct = (fe_pred > 0.5) == _ICCons_1
71 .
72 . sum fe_correct

```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
fe_correct	1,560,418	.4237845	.4941572	0	1

```

73 .
74 . * Razões de chance:
75 . xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 IPOf_1 ISitF_1 IRel_1 IRCE_1 IPA_1 IFSInd_1 IGSV_1 IPTTC_
> 1 _IGNFE_1 IEciv_2 IEciv_3 IEciv_5 IEsc_4 IEsc_5 IEsp_1, fe nolog or
note: multiple positive outcomes within groups encountered.
note: 4,579 groups (557,395 obs) dropped because of all positive or
all negative outcomes.
note: _IGen_1 omitted because of no within-group variance.
note: _IRel_1 omitted because of no within-group variance.
note: _IRCE_1 omitted because of no within-group variance.
note: _IEsc_4 omitted because of no within-group variance.
note: _IEsc_5 omitted because of no within-group variance.
---Break---
r(1);
76 . xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaLR _IGen_1 IPOf_1 ISitF_1 IRel_1 IRCE_1 IPA_1 IFSInd_1 IGSV_1 IPTTC_
> 1 _IGNFE_1 IEciv_2 IEciv_3 IEciv_5 IEsc_4 IEsc_5 IEsp_1, fe nolog or
note: multiple positive outcomes within groups encountered.
note: 4,579 groups (557,395 obs) dropped because of all positive or
all negative outcomes.
note: _IGen_1 omitted because of no within-group variance.
note: _IRel_1 omitted because of no within-group variance.
note: _IRCE_1 omitted because of no within-group variance.
note: _IEsc_4 omitted because of no within-group variance.
note: _IEsc_5 omitted because of no within-group variance.

Conditional fixed-effects logistic regression      Number of obs      = 1,003,023
Group variable: id                               Number of groups   = 6,947

Obs per group:
min = 2
avg = 144.4
max = 180

LR chi2(14) = 54587.65
Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -362050.81

```

_ICCons_1	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Idade	.9952197	.0009078	-5.25	0.000	.9934421 .9970005
NDepdt	1.312064	.0051456	69.26	0.000	1.302018 1.322188
RendaLR	.9995976	2.11e-06	-190.82	0.000	.9995935 .9996018
_IGen_1	1	(omitted)			
_IPOf_1	1.080754	.024511	3.42	0.001	1.033765 1.129878
_ISitF_1	2.436811	.034093	63.66	0.000	2.370898 2.504556
_IRel_1	1	(omitted)			
_IRCE_1	1	(omitted)			
IPA_1	.8242155	.0151113	-10.54	0.000	.7951237 .8543716
_IFSInd_1	.9493536	.007203	-6.85	0.000	.9353403 .9635768
_IGSV_1	1.852651	.0196988	57.99	0.000	1.814441 1.891665
_IPTTC_1	2.10212	.0601465	25.97	0.000	1.987479 2.223373

_IGNFE_1	1.189618	.0208866	9.89	0.000	1.149378	1.231268
_IEciv_2	.8386696	.0157708	-9.36	0.000	.8083221	.8701564
_IEciv_3	.886924	.0220142	-4.83	0.000	.8448097	.9311377
_IEciv_5	.5073382	.009687	-35.54	0.000	.4887029	.5266842
_IEsc_4		1 (omitted)				
_IEsc_5		1 (omitted)				
_IEsp_1	1.543914	.0423925	15.82	0.000	1.463022	1.629278

77 . * Efeitos Aleatórios (Random Effects)

78 .

79 . xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOF_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1 _IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5
> _IEsp_1, re nolog

```

Random-effects logistic regression      Number of obs   = 1,560,418
Group variable: id                    Number of groups = 11,526

Random effects u_i ~ Gaussian          Obs per group:
                                     min = 1
                                     avg = 135.4
                                     max = 180

Integration method: mvaghermite        Integration pts. = 12

Log likelihood = -425763                Wald chi2(13)   = 14301.18
                                         Prob > chi2     = 0.0000

```

_ICCons_1	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Idade	.0276739	.0008385	33.00	0.000	.0260303 .0293174
NDepdt	.2101592	.0036713	57.24	0.000	.2029636 .2173547
RendaBR	.0000136	1.25e-06	10.85	0.000	.0000111 .000016
_IGen_1	3.130897	.135329	23.14	0.000	2.865657 3.396137
_IPOF_1	-.32554	.0213451	-15.25	0.000	-.3673757 -.2837043
_ISitF_1	.6782483	.0130675	51.90	0.000	.6526364 .7038602
_IRel_1	1.697254	.1173171	14.47	0.000	1.467317 1.927192
_IRCE_1	1.322159	.1038727	12.73	0.000	1.118572 1.525746
_IGSV_1	.4443458	.0103684	42.86	0.000	.4240241 .4646674
_IEciv_5	-.5979499	.0176619	-33.86	0.000	-.6325665 -.5633333
_IEsc_4	-1.378662	.1708274	-8.07	0.000	-1.713478 -1.043847
_IEsc_5	1.853742	.1079785	17.17	0.000	1.642108 2.065376
_IEsp_1	.3581087	.0265153	13.51	0.000	.3061396 .4100777
_cons	-6.934814	.1719658	-40.33	0.000	-7.271861 -6.597767
/lnsig2u	3.227793	.0197745			3.189035 3.26655
sigma_u	5.022342	.0496571			4.925952 5.120617
rho	.8846218	.0020183			.8806067 .8885191

LR test of rho=0: $\text{chibar2}(01) = 1.0e+06$

Prob >= chibar2 = 0.000

80 . * Armazenar:

81 .

82 . estimates store EA

83 .

84 . * Calcular os efeitos marginais:

```

85 .
86 . margins, dydx(*)

Average marginal effects          Number of obs   = 1,560,418
Model VCE      : OIM

Expression      : Pr(_ICCons_1=1), predict(pr)
dy/dx w.r.t.   : Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1 _IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5
                _IEsp_1

```

	Delta-method		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	dy/dx	Std. Err.				
Idade	.001969	.0000626	31.43	0.000	.0018462	.0020918
NDepdt	.0149526	.000297	50.35	0.000	.0143705	.0155347
RendaBR	9.67e-07	8.93e-08	10.82	0.000	7.92e-07	1.14e-06
_IGen_1	.2227607	.0097698	22.80	0.000	.2036121	.2419092
_IPOf_1	-.0231619	.0015403	-15.04	0.000	-.0261808	-.020143
_ISitF_1	.0482568	.0010197	47.32	0.000	.0462581	.0502555
_IRel_1	.1207582	.0079685	15.15	0.000	.1051402	.1363762
_IRCE_1	.0940705	.0073444	12.81	0.000	.0796757	.1084653
_IGSV_1	.0316148	.0007911	39.96	0.000	.0300643	.0331653
_IEciv_5	-.0425436	.0013218	-32.19	0.000	-.0451344	-.0399529
_IEsc_4	-.0980906	.0122611	-8.00	0.000	-.1221219	-.0740594
_IEsc_5	.1318922	.0070422	18.73	0.000	.1180898	.1456946
_IEsp_1	.0254791	.0018976	13.43	0.000	.0217598	.0291984

```

87 . *Calcular a predição e o percentual de acerto dos modelos:

```

```

88 .
89 . predict re_pred, xb
90 .
91 . gen re_correct = (re_pred > 0.5) == _ICCons_1
92 .
93 . sum re_correct

```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
re_correct	1,560,418	.6410449	.4796942	0	1

```

94 .
95 . * Razões de chance:

```

```

96 .
97 . xtlogit _ICCons_1 Idade NDepdt RendaBR _IGen_1 _IPOf_1 _ISitF_1 _IRel_1 _IRCE_1 _IGSV_1 _IEciv_5 _IEsc_4 _IEsc_5
> _IEsp_1, re nolog or

```

```

Random-effects logistic regression          Number of obs   = 1,560,418
Group variable: id                         Number of groups = 11,526

Random effects u_i ~ Gaussian              Obs per group:
                                           min = 1
                                           avg = 135.4
                                           max = 180

Integration method: mvaghermite            Integration pts. = 12

Wald chi2(13) = 14301.18
Log likelihood = -425763                    Prob > chi2 = 0.0000

```


_ICCons_1	Odds Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
Idade	1.02806	.0008621	33.00	0.000	1.026372	1.029751
NDepdt	1.233874	.0045299	57.24	0.000	1.225028	1.242785
RendaBR	1.000014	1.25e-06	10.85	0.000	1.000011	1.000016
_IGen_1	22.89452	3.098292	23.14	0.000	17.56059	29.84858
_IPOF_1	.7221373	.0154141	-15.25	0.000	.6925494	.7529893
_ISitF_1	1.970423	.0257486	51.90	0.000	1.920598	2.021541
_IRel_1	5.458939	.6404271	14.47	0.000	4.337582	6.87019
_IRCE_1	3.751513	.3896798	12.73	0.000	3.060482	4.598573
_IGSV_1	1.55947	.0161692	42.86	0.000	1.528098	1.591485
_IEciv_5	.5499379	.0097129	-33.86	0.000	.5312267	.5693082
_IEsc_4	.2519153	.043034	-8.07	0.000	.1802379	.3520977
_IEsc_5	6.383663	.6892986	17.17	0.000	5.166049	7.888265
_IEsp_1	1.430621	.0379334	13.51	0.000	1.358172	1.506935
_cons	.0009733	.0001674	-40.33	0.000	.0006948	.0013634
/lnsig2u	3.227793	.0197745			3.189035	3.26655
sigma_u	5.022342	.0496571			4.925952	5.120617
rho	.8846218	.0020183			.8806067	.8885191

Note: Estimates are transformed only in the first equation.

Note: _cons estimates baseline odds (conditional on zero random effects).

LR test of rho=0: chibar2(01) = 1.0e+06 Prob >= chibar2 = 0.000

```

98 . save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", replace
file C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta saved

99 . save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta", replace
file C:\Stata\Dados10-06\Dados1.dta saved

100 . save "C:\Stata\Dados10-06\Dados1_15-06_arquivoPDF_Resultados.dta", replace
file C:\Stata\Dados10-06\Dados1_15-06_arquivoPDF_Resultados.dta saved

101 . * Resultados consolidados das estimações

102 .
103 . estimates table Pooled PA EF EA, equations(1) b se stats (N ll sigma_u rho)

```

Variable	Pooled	PA	EF	EA
#1				
Idade	.01107675	.01217856	-.00479177	.02767387
	.00216167	.00185996	.00091213	.00083855
NDepdt	.33406204	.08717856	.27160163	.21015916
	.01187211	.00769861	.00392176	.00367125
RendaLR	-.00043211		-.00040244	
	6.217e-06		2.109e-06	
_IGen_1	.38969734	.720091	(omitted)	3.1308974
	.05722258	.06164602		.135329
_IPOF_1	.5032954	-.13428638	.07765862	-.32553996
	.04412403	.04294894	.02267958	.02134514
_ISitF_1	.58190696	.2517769	.89069017	.67824832
	.04381148	.02725963	.01399081	.01306755
_IRel_1	.16620709	.5531107	(omitted)	1.6972544
	.0431019	.07031316		.11731714
_IRCE_1	.27498598	.2385864	(omitted)	1.3221592
	.03682001	.0591697		.10387272
_IPA_1	.24403331		-.1933233	
	.04334709		.01833416	
_IFSInd_1	.07751058		-.05197396	
	.01980798		.00758732	
_IGSV_1	.83607973	.17909208	.61661745	.44434576
	.02886143	.01154877	.01063278	.01036838
_IPTTC_1	1.5325643		.74294629	
	.10146343		.02861233	
_IGNFE_1	.31304538		.17363259	
	.05899034		.01755737	
_IEciv_2	-.09175711		-.17593848	

	.04071721		.01880451	
_IEciv_5	-.5182003	-.22825221	-.67857734	-.5979499
	.04273468	.03691204	.01909381	.01766186
_IEsc_4	-.19337594	-.39133171	(omitted)	-1.3786622
	.06235722	.07902379		.17082743
_IEsc_5	.58545139	.71557752	(omitted)	1.8537421
	.04939263	.07742097		.10797853
_IEsp_1	-.05218586	.14845763	.43432063	.35810867
	.07557822	.06020574	.02745783	.02651531
RendaBR		5.510e-06		.00001359
		1.203e-06		1.252e-06
_IEciv_3			-.119996	
			.02482082	
_cons	-.13833087	-1.8154903		-6.934814
	.12609547	.12394032		.17196575
/lnsig2u				3.2277926
				.0197745
Statistics				
N	1560418	1560418	1003023	1560418
ll			-362050.81	-425763
sigma_u				5.0223418
rho				.88462184

legend: b/se

104 .
105 .
106 .
107 . hausman EF EA

	Coefficients		(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
	(b) EF	(B) EA		
Idade	-.0047918	.0276739	-.0324656	.0003589
NDepdt	.2716016	.2101592	.0614425	.0013792
_IPOf_1	.0776586	-.32554	.4031986	.0076647
_ISitF_1	.8906902	.6782483	.2124418	.0049982
_IGSV_1	.6166175	.4443458	.1722717	.0023564
_IEciv_5	-.6785773	-.5979499	-.0806274	.0072548
_IEsp_1	.4343206	.3581087	.076212	.0071324

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtlogit
B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtlogit

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

$$\begin{aligned} \text{chi2}(7) &= (b-B)'[(V_b-V_B)^{-1}](b-B) \\ &= 21953.78 \\ \text{Prob}>\text{chi2} &= 0.0000 \end{aligned}$$

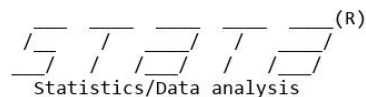
108 .
109 .
110 .
111 . * Estatísticas descritivas para a amostra de estimativa:

112 .
113 . estat summarize, labels

Estimation sample **xtlogit**

Number of obs = **1,560,418**

s Sunday June 16 22:11:34 2024 Page 1



User: t
Project: a



Special Edition

16.1 Copyright 1985-2019 StataCorp LLC
StataCorp
4905 Lakeway Drive
College Station, Texas 77845 USA
800-STATA-PC <https://www.stata.com>
979-696-4600 stata@stata.com
979-696-4601 (fax)

Stata license: Single-user perpetual
Serial number: 401606359835
Licensed to: VIGICAN
UFMT

Notes:

1. Unicode is supported; see [help unicode advice](#).
2. Maximum number of variables is set to 5,000; see [help set maxvar](#).

1 . use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados_Endiv_CBMDf1.dta"

2 . use "d:\Users\Priscila\Downloads\Dados10-06\Dados_Endiv_CBMDf1.dta"

3 .

4 .

5 .

6 . predict fe_pred, xb
variable fe_pred already defined
r(110);

7 .

8 . gen fe_correct = (fe_pred > 0.5) == _ICCons_1
variable fe_correct already defined
r(110);

9 .

10 . sum fe_correct

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
fe_correct	1,560,418	.4237845	.4941572	0	1

11 .

12 .

13 .

14 . foreach c in 0.25 0.50 0.75 {

2.

15 . generate pred_`=subinstr("c_`c'", ".", "_", .)' = invlogit(fe_pred) > `c'

3.

16 . tabulate _ICCons_1 pred_`=subinstr("c_`c'", ".", "_", .)', matcell(confmat_`=subinstr("c_`c'", ".", "_", .)'

4.

s Sunday June 16 22:11:38 2024 Page 2

```

17 .
18 .
19 .   matrix conf = confmat`=substr("c_`c'", ".", "_", .)'
20 .
21 .
22 .   local TP = conf[2,2]
23 .   local FN = conf[2,1]
24 .   local FP = conf[1,2]
25 .   local TN = conf[1,1]
26 .   local N = `TP' + `FN' + `FP' + `TN'
27 .
28 .
29 .   local sensitivity = `TP' / (`TP' + `FN')
30 .   local specificity = `TN' / (`TN' + `FP')
31 .   local EGM = (`TP' + `TN') / `N'
32 .
33 .
34 .   di "Cutoff `c':"
35 .   di "Sensibilidade: `sensitivity'"
36 .   di "Especificidade: `specificity'"
37 .   di "Eficiência Global do Modelo (EGM): `EGM'"
38 . }

```

CCons==1	pred_c_0_25		Total
	0	1	
0	290,450	259,733	550,183
1	250,676	759,559	1,010,235
Total	541,126	1,019,292	1,560,418

Cutoff 0.25:

Sensibilidade: .7518636752834736

Especificidade: .5279152572871209

Eficiência Global do Modelo (EGM): .6729023889752618

CCons==1	pred_c_0_50		Total
	0	1	
0	515,549	34,634	550,183
1	709,475	300,760	1,010,235
Total	1,225,024	335,394	1,560,418

Cutoff 0.50:

Sensibilidade: .297712908382703

Especificidade: .9370500360789047

Eficiência Global do Modelo (EGM): .523134826693873

s Sunday June 16 22:11:38 2024 Page 3

CCons==1	pred_c_0_75		Total
	0	1	
0	549,162	1,021	550,183
1	990,463	19,772	1,010,235
Total	1,539,625	20,793	1,560,418

Cutoff 0.75:

Sensibilidade: .0195716838161418

Especificidade: .9981442538210014

Eficiência Global do Modelo (EGM): .3646035869875892

39 .