SINTRAJURN

R E L A T Ó R I O

ANÁLISE ECONÔMICA DA POLÍTICA SALARIAL DO PJU

Evidências Econométricas do Impacto dos Reajustes Lineares na Estrutura Remuneratória de Técnicos e Analistas (1996–2023)

Responsável Técnica:

Juliana Souza Scriptore Moreira

CAMPINAS - SP

JUNHO/2026

Sindicato dos Trabalhadores do Poder Judiciário Federal no RN – SINTRAJURN

ANÁLISE ECONÔMICA DA POLÍTICA SALARIAL DO PJU: Evidências Econométricas do Impacto dos Reajustes Lineares na Estrutura Remuneratória de Técnicos e Analistas (1996–2023)

Relatório técnico-científico apresentado ao Sindicato dos Trabalhadores do Poder Judiciário Federal no Rio Grande do Norte (SINTRAJURN) como instrumento de análise econométrica aplicada ao problema da disparidade remuneratória histórica entre as carreiras de Técnico e Analista Judiciário.

Responsável Técnica:

Profª Drª Juliana Souza Scriptore Moreira (Departamento de Ciência e Tecnologia – UNIFESP) - Lattes iD: http://lattes.cnpq.br/9761891817848308

CAMPINAS - SP

JUNHO/2026

RESUMO

A intersecção entre o Direito e a Economia revela-se fundamental para a compreensão das estruturas remuneratórias e das desigualdades institucionais. O presente estudo utiliza a econometria, por meio do método de Regressão Linear Simples e do Modelo Log-Nível, para analisar a evolução das disparidades salariais entre os cargos de Analista e Técnico do Poder Judiciário Federal (PJU) no período de 1996 a 2023. O objetivo desta análise é investigar se a política salarial histórica do PJU, baseada em reajustes percentuais lineares aplicados sobre bases salariais distintas, atuou como um fator multiplicador de desigualdades, resultando em distorções na estrutura de carreiras tanto em termos nominais quanto reais. Os resultados foram confrontados com as teorias da Economia do Trabalho de Marshall, Mincer e Spence, contrapondo os referenciais teóricos com a crescente convergência de funções, qualificações e exigência de nível superior observada entre ambos os cargos no cotidiano operacional. Os testes estatísticos rejeitaram a hipótese nula de ausência de tendência temporal ao nível de significância de 1% e 5%, e os testes de diagnóstico de Breusch-Pagan, Shapiro-Wilk e Durbin-Watson confirmaram a validade das regressões. A análise nominal demonstrou que a distância entre os cargos aumenta, em média, R$ 326,00 a cada ano de reajuste. A análise real, livre da ilusão monetária, comprovou que o abismo em termos de poder de compra absoluto persiste e se amplia a uma taxa de 3,025% ao ano. Conclui-se que a aparente redução do diferencial salarial real no período recente reflete um achatamento compartilhado pela corrosão inflacionária e perda de poder aquisitivo generalizado, e não uma redução estrutural da desigualdade. Diante do risco institucional constatado pela desvantagem estrutural e pela desigualdade de ascensão, sugere-se a necessidade de supressão desse abismo por meio da aproximação financeira ou da unificação das carreiras.

Palavras-chave: Econometria. Política Salarial. Poder Judiciário da União. Abismo Salarial. Mercado de Trabalho.

LISTA DE GRÁFICOS

LISTA DE TABELAS

SUMÁRIO

Análise econômica da política salarial do Poder Judiciário (PJU)

Profª Drª Juliana Souza Scriptore Moreira

Universidade Federal de São Paulo – UNIFESP

Departamento de Ciência e Tecnologia (DCT)

Introdução

A intersecção entre o Direito e a Economia revela-se fundamental para a compreensão das estruturas remuneratórias e das desigualdades institucionais. O presente estudo utiliza a Econometria — ferramenta de análise de dados que une matemática, estatística e teoria econômica — para analisar a evolução das disparidades salariais entre Analistas e Técnicos do Poder Judiciário Federal (PJU) no período de 1996 a 2023.

Por meio do método de Regressão Linear Simples, busca-se isolar o impacto do tempo (fato gerador) sobre o distanciamento remuneratório (objeto da ação), permitindo quantificar de forma empírica o que se convencionou chamar de "abismo salarial" ou, em outras palavras, o distanciamento remuneratório entre as carreiras.

Historicamente, a política salarial do PJU tem se baseado em reajustes percentuais lineares, aplicados sobre bases salariais distintas. Embora essa prática pareça equânime, as evidências econométricas sugerem que ela atua como um fator multiplicador de desigualdades.

O objetivo desta análise é investigar se esse modelo resultou em uma distorção na estrutura de carreiras, tanto em termos nominais quanto reais (poder de compra). Além disso, os resultados serão confrontados com algumas teorias da Economia do Trabalho (Marshall, 1890; Mincer, 1958; Mincer, 1974 e Spence, 1973). Essa análise busca contrastar os referenciais teóricos com a crescente convergência de funções e qualificações observada entre ambos os cargos no cotidiano operacional.

O presente trabalho está estruturado em nove partes. As seções de 1 a 4 apresentam a fundamentação econométrica ao abordar o método de Regressão Linear Simples, o Modelo Log-Nível, os testes de diagnóstico e a metodologia do IPCA aplicada aos deflacionamentos. Em seguida, as seções 5 e 6 trazem uma análise descritiva das variáveis nominais e reais utilizadas nas estimações. A seção 7 expõe os resultados obtidos e, na seção 8, tais resultados são analisados à luz de algumas teorias do mercado de trabalho. Por fim, a última seção tece as considerações finais do estudo.

1. Regressão Linear Simples: origens e aplicações jurídicas

É uma falácia considerar que os conceitos de matemática, estatística e economia são distantes da área do Direito. Embora aparentem "mundos" diferentes, podem ser mais próximos do que se imagina. A Econometria, que representa a união dessas três áreas do conhecimento, é a ferramenta utilizada nesse estudo cujo objetivo é analisar as diferenças salariais reais e nominais dos Analistas e Técnicos do Judiciário. Ela pode ser vista como um método empírico poderoso para quantificar danos, provar teses ou estruturar litígios complexos.

Por exemplo, os conceitos econométricos podem ser entendidos sob a lógica da causalidade factual e da prova de tal forma a mostrar como situações reais jurídicas podem ser resolvidas ou elucidadas com a Teoria da Regressão Linear Simples.

Antes de esmiuçar tais termos, é válido comentar sobre a origem do método. Galton (1886) verificou que a altura dos filhos de pais mais altos ou mais baixos que a média tendia a mover-se (ou "regredir") em direção à altura média da população (fenômeno que ficou conhecido como regressão à média). Em outras palavras, pais muito altos tendiam a ter filhos altos, mas não tão altos quanto eles e, por outro lado, pais muito baixos tendiam a ter filhos baixos, mas não tão baixos quanto eles.

Alguns anos depois, Pearson (1903) confirmou empiricamente esse resultado: a altura média dos filhos de um grupo de pais altos era menor do que a de seus pais, mas ainda maior que a média populacional. No outro extremo, a altura média dos filhos de um grupo de pais baixos era maior do que a de seus pais, mas ainda menor que a média populacional. Portanto, os filhos de ambos os grupos regrediam à altura média de todos os homens.

No contexto deste exemplo, a preocupação atual da regressão é descobrir como a altura média dos filhos varia, dada a altura dos pais. Em outras palavras, a mesma busca estimar ou prever o valor médio de uma variável com base nos valores fixos de outras variáveis.

Além disso, seu objetivo também é encontrar relações causais entre variáveis econômicas de interesse. Estas variáveis são definidas assimetricamente e sob a forma de uma equação matemática: do lado esquerdo, antes da igualdade, tem-se a variável explicada (que se localiza no eixo vertical de um gráfico bidimensional – eixo Y) e do lado direito, após o sinal de igual, a variável explicativa (que se localiza no eixo horizontal de um gráfico bidimensional – eixo X). Tais variáveis também podem ser denominadas, respectivamente, como variável dependente e variável independente.

A variável dependente (Y) pode ser associada ao objeto da ação (o dano) ou o direito que está sendo pleiteado e a variável independente (X) é o fato gerador (a causa), aquele que se alega ter gerado aquele impacto. Logo, a regressão linear é um método estatístico/econométrico que isola e mede o impacto de um "fato gerador" (X) sobre o "objeto da ação" (Y) representando a linha de tendência (denominada tecnicamente como função de regressão amostral) que separa o que é efeito direto desse fato e o que é ruído. Em outras palavras, permite isolar o impacto de um fato gerador sobre o dano alegado. A representação desses primeiros conceitos é dada pela Equação 1:

(1) $Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$

O ruído (ε), comentado em parágrafo anterior, é também chamado de termo de erro ou fatores não observados que afetam Y. O erro contém as variáveis ou eventos aleatórios que são difíceis de medir. Segundo Sartoris (2013), ele existe, pois não somos capazes de conhecer as "histórias" de todas as observações da nossa amostra.

A análise do termo de erro é importante para identificar corretamente o efeito causal do modelo a partir da estimação dos parâmetros da equação acima especificada. É preciso aprofundar os conceitos de "estimação" e "parâmetros" para o melhor entendimento do método.

A estimação é o procedimento estatístico utilizado para obter, com base em uma amostra de dados, uma aproximação numérica de um valor desconhecido da população. Um juiz raramente presencia diretamente os fatos. Ele analisa provas, depoimentos e documentos para formar um convencimento sobre o que provavelmente ocorreu. A população é o fato real em si, a amostra é um subconjunto da população e é representada, neste exemplo, pelas provas, depoimentos e documentos. O convencimento formado, embora subjetivo, se assemelha ao valor do parâmetro estimado. De posse dessa estimativa, é possível inferir sobre a relação entre o fato gerador (X) e o objeto da ação (Y).

Em primeiro lugar, o processo de estimar um parâmetro necessita da amostra que, por sua vez, é definida como a medição ou contagem de parte de uma população. Ao plotar esses dados em um gráfico bidimensional, será visualizada uma nuvem de pontos. O objetivo com a estimação é traçar uma reta de regressão amostral que melhor se ajuste aos dados observados (ou amostrais). Ou seja, temos uma "nuvem" de pontos e o objetivo da regressão é traçar uma reta que melhor se ajuste à mesma. Essa reta será chamada de Função de Regressão Amostral (FRA).

Sabe-se, por meio da Matemática que, encontrar essa reta nada mais é que encontrar uma estimativa ($\widehat{\beta_1}$) para o valor do β_1, que é chamado de coeficiente angular da reta. Ele será positivo se a reta for ascendente e o valor do mesmo será negativo se for descendente. No primeiro caso, a relação entre X e Y é diretamente proporcional e no segundo inversamente proporcional.

Neste estudo, a variável dependente serão os salários nominais e reais dos Analistas e Técnicos do Judiciário (eixo vertical) e a variável independente será o tempo (eixo horizontal). Por exemplo, se o coeficiente citado anteriormente for positivo isso significa que à medida que o tempo passa (ou seja, a cada ano de reajuste) o salário nominal/real dos Analistas/Técnicos aumenta. O outro coeficiente que também será estimado é o β_0, ele representa o valor no eixo Y do qual a reta partirá e também é chamado de intercepto.

Em segundo lugar, é preciso de um método para calcular os parâmetros populacionais (β_0 e β_1) que será o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (MQO). Tal método pressupõe que se queira estimar uma reta que tenha menos erro; mas somar os erros, pura e simplesmente, não acrescenta muita informação, pois haverá erros positivos e negativos (de pontos acima e abaixo da reta) que se cancelarão numa soma simples (SARTORIS, 2013). Segundo o mesmo autor, o problema resolve-se ao elevar ao quadrado as estimativas dos erros (resíduos). O resíduo é a diferença entre o Y amostral (ou observado) e o Y previsto. Dessa forma, a melhor reta será aquela cuja soma dos quadrados dos resíduos for mínima.

Aplicando esse Método obtêm-se a fórmula para a estimação dos dois parâmetros do modelo. Com o método e a amostra, é possível estimar os parâmetros:

$\widehat{\beta_0}$ e $\widehat{\beta_1}$. Tais parâmetros aparecem com o "chapéu" para demonstrar que são valores estimados, ou seja, calculados a partir da amostra e que foram obtidos por meio do Método de Mínimos Quadrados Ordinários. De posse de tais informações, é possível reescrever o que se chama de Função de Regressão Amostral (FRA):

(2) $\hat{Y} = \widehat{\beta_0} + \widehat{\beta_1}X$

O principal interesse desse modelo é no Efeito Marginal ($\widehat{\beta_1}$) que é a estimativa do coeficiente angular (ou inclinação) da FRA. Para exemplificar, será antecipado um resultado. Considere que o Efeito Marginal é definido como:

(3) $\widehat{\beta_1} = \frac{\Delta\hat{Y}}{\Delta X} \rightarrow quando\ \Delta X = 1\ ocorre\ \Delta\hat{Y} = R\$326{,}00$

É possível interpretar esse efeito da seguinte forma: é a variação no valor previsto de Y dada uma variação unitária em X, considerando que todas as outras variáveis (tal como o termo de erro) são constantes. Essa condição, denominada *ceteris paribus*, está sendo considerada implicitamente ao longo de todas as análises, pelo própria natureza do método. Porém, para simplificar a escrita, ela não será mencionada.

Neste exemplo, Y é a Diferença de Salário Nominal entre o Analista do Judiciário e o Técnico do Judiciário, em R$, e X são os anos em que houve reajustes definidos por Lei. O valor do $\widehat{\beta_1} = R\$326$ significa dizer que, para cada ano de reajuste, é previsto um aumento médio de R$326 na diferença de salário nominal entre os cargos.

Em outras palavras, como não ocorreu qualquer diminuição de salário nominal no período, esse valor representa, na média, o distanciamento nominal, em R$, entre o Salário Nominal do Analista em comparação ao Salário Nominal do Técnico. Em outras palavras, a cada ano de reajuste o valor do salário dos Analistas se distancia do valor do salário dos Técnicos, em R$, num montante médio de R$326.

No entanto, não é possível considerar que esses valores representam "certezas" sobre as associações investigadas. É preciso que se faça inferência sobre tais valores. Segundo Sartoris (2013), inferência é algo que todo mundo (ou, pelo menos, muita gente) já fez na vida. Ao cozinhar, por exemplo, para ver se um molho está bom, já no ponto para ser servido, não é necessário prová-lo por inteiro, basta uma "colheradinha". Outro exemplo: ao fazer um exame de sangue, não é necessário (ainda bem!) tirar todo o sangue do corpo.

A inferência que será feita, neste estudo, utilizará os valores das estatísticas amostrais que foram calculadas e explicadas anteriormente. Não se avançará nesse tema, mas a inferência precisa ser feita pois a amostra, por ser um subconjunto da população, é a realização de um experimento possível (há infinitos dele). Ou, dito de outra maneira, é preciso minimizar as chances de se estar cometendo um erro grave nas conclusões obtidas.

Todo processo de inferência estatística é feita a partir de Testes de hipóteses: testes de afirmações sobre um parâmetro (ou sobre algo que alguém disse). Consiste em um processo que utiliza estatísticas amostrais para testar uma hipótese (afirmação original). Após esse processo, teremos evidências estatísticas para rejeitar ou não rejeitar (aceitar) a hipótese inicial ou original (chamada de H0). A afirmação original, que alguém disse sobre algum parâmetro, é chamada de hipótese Nula (H0). Há quatro situações que podem ocorrer em relação à consideração dessa hipótese:

Tabela 1 – Erro do Tipo 1 e Tipo 2

	H0 Verdadeira	H0 Falsa
Aceitar ou Não Rejeitar H0	Decisão Correta	Erro Tipo 2 (β)
Rejeitar H0	Erro Tipo 1 (α)	Decisão Correta

Fonte: Elaborado pela autora (2026).

Se a hipótese estabelecida for verdadeira e o pesquisador aceitá-la, ele terá tomado a decisão correta. De maneira análoga, se a hipótese estabelecida for falsa e o pesquisador rejeitá-la, ele também terá tomado a decisão correta. Se ele aceitar uma hipótese falsa, cometerá o erro do Tipo 2 e se ele rejeitar uma hipótese verdadeira cometerá o erro do Tipo 1.

A partir de um exemplo do sistema jurídico, define-se as seguintes hipóteses:

- H0 (Hipótese Nula/Inicial): o réu é inocente (Presunção de Inocência).
- H1 (Hipótese Alternativa): O réu é culpado.

Considerando a Tabela 1 acima, quatro situações possíveis podem ocorrer:

1. Decisão Correta (Aceitar H0 sendo H0 Verdadeira): o réu é inocente e o juiz o absolve.
2. Decisão Correta (Rejeitar H0 sendo H0 Falsa): o réu é culpado e o juiz o condena.

3. Erro do Tipo 2 (Aceitar H0 sendo H0 Falsa): o réu é na verdade culpado, mas o juiz o absolve por falta de provas. É o criminoso que fica livre.

4. Erro do Tipo 1 (Rejeitar H0 sendo H0 Verdadeira): o réu é inocente, mas o juiz rejeita sua inocência.

No Direito Penal, o Erro do Tipo 1 significa condenar e prender um inocente. A sociedade e o sistema jurídico consideram este o pior erro possível porque violar a liberdade e a dignidade de uma pessoa que não cometeu crime algum deslegitima o próprio Estado de Direito. É preferível correr o risco de cometer o Erro do Tipo 2 (deixar um culpado solto por falta de provas contundentes) a cometer o Erro do Tipo 1 (destruir a vida de um inocente).

Na Econometria, este também é o pior tipo de erro por isso que, quanto menor a probabilidade de se cometer o Erro do Tipo 1 melhor. Neste estudo, serão considerados α = 0,01 ou 1% de chance de se cometer o Erro do Tipo 1 e, em apenas algumas situações, α = 0,05 ou 5% de chance de se cometer o Erro do Tipo 1. Não é possível afirmar que esse erro não ocorrerá, mas deve-se garantir uma baixa probabilidade (ou a menor possível) de ocorrência do mesmo.

Um teste de Hipótese consiste em construir um intervalo que estabelece, a partir de um determinado grau de confiança, uma margem de erro para um estimador: esse intervalo é chamado de Intervalo de Confiança (IC). Pode ser interpretado da seguinte forma: se a experiência (calcular a relação entre salário e tempo) for repetida muitas (infinitas) vezes, em 95% delas o IC conteria o verdadeiro valor da média populacional. O teste de hipóteses estatístico deste estudo é

$H_0: \widehat{\beta_1} = 0$

$H_1: \widehat{\beta_1} \neq 0$

A Hipótese nula (H_0) estabelece que o coeficiente angular da reta é igual a zero. Nessa situação, não existe tendência temporal sistemática na variável analisada, ou seja, a diferença salarial permanece constante ao longo do tempo ou varia apenas em decorrência de flutuações aleatórias. A hipótese alternativa (H_1), por definição, enuncia o contrário da Hipótese Nula, ou seja, sustenta que o coeficiente angular é diferente de zero, indicando a existência de uma tendência temporal estatisticamente significativa.

Em relação a este coeficiente especificamente, o foco deste estudo está na análise da Hipótese Nula: os resultados calculados mostrarão se há evidência para rejeitar a Hipótese Nula de que o parâmetro estimado é igual a zero com um baixo nível de significância (1%). No exemplo, o coeficiente foi positivo e estatisticamente significativo a 1%: a diferença salarial nominal entre os cargos aumenta de forma sistemática ao longo dos anos.

Do ponto de vista gráfico, quando $\widehat{\beta_1} = 0$, a reta de regressão é horizontal. Quando $\widehat{\beta_1} \neq 0$, a inclinação da reta evidencia a existência de uma tendência crescente ou decrescente na variável de interesse.

Qual o critério de decisão para concluir acerca da significância estatística dos parâmetros? A significância estatística do coeficiente é avaliada por meio do teste "t de Student", também chamado de "teste t". O valor calculado da estatística t corresponde à razão entre o coeficiente estimado e seu erro-padrão, permitindo verificar se o parâmetro observado poderia ser atribuído ao acaso.

Em termos formais, rejeita-se a hipótese nula quando o valor absoluto da estatística t excede o módulo do valor crítico obtido na distribuição t para determinado nível de significância (α). Alternativamente, pode-se utilizar o "p-valor" ou "valor-p", que representa a menor probabilidade de erro do Tipo I para a qual a hipótese nula seria rejeitada (STOCK; WATSON, 2004)

Quando o p-valor é inferior ao nível de significância adotado (por exemplo, 5% ou 1%), conclui-se que há evidências estatísticas suficientes para rejeitar a hipótese nula. Os testes estatísticos realizados neste estudo rejeitaram a Hipótese Nula (1% e 5% de significância) e os testes de Diagnóstico confirmaram a validade da regressão.

É possível calcular também o coeficiente de determinação ou poder explicativo de uma regressão, que é chamado de R^2. Ele nos diz o quanto da variação de Y é explicada pela variação de X.

O modelo de Regressão Linear considera que o Efeito Marginal obtido vai ser constante para todos os valores de X. Em outras palavras, o impacto médio encontrado é o mesmo, em Reais, tanto para os valores iniciais de X quanto para os valores finais. Uma forma de melhorar essa estimativa é adotar uma formulação baseada em Mincer (1958) em que a variável dependente está em logaritmo e a variável independente X está em nível. Esse modelo também é chamado de Modelo Log-Nível.

2. O Modelo Log-Nível

Na seção anterior, foram discutidos os conceitos associados à regressão linear simples (RLS). Segundo Wooldridge (2010, p.41), nem sempre relações lineares são, em geral, suficientes para todas as aplicações nas Ciências Sociais. De acordo com o autor, é fácil incorporar muitas não linearidades entre a variável dependente (Y) e a variável independente (X) ao defini-las apropriadamente.

No exemplo da seção anterior, o efeito marginal foi de R$326: o que significa que esse valor é o aumento médio tanto para o primeiro ano de reajuste quanto para o último, essa conclusão é justificada pela natureza linear da FRA. É possível obter uma melhor caracterização de como os salários mudam com os anos de reajuste da seguinte maneira: cada ano de reajuste aumenta a diferença de salários em uma *porcentagem* constante.

Por exemplo, considere que o aumento unitário em X (a diferença entre os anos de reajuste) aumenta a diferença salarial em 8,9%. Esse resultado, no modelo Log-Nível, é obtido fazendo $\widehat{\beta_1} * 100 = 0{,}089 * 100 = 8{,}9\%$. Isso ocorre tanto para os primeiros reajustes (por volta dos anos 2000) quanto para os últimos (por volta de 2023). Como os valores, em nível, de ambos os salários eram menores nos primeiros anos de reajuste a conversão dessa porcentagem em valores (R$) será menor. Por outro lado, como os valores, em nível, de ambos os salários são maiores nos anos mais recentes de reajuste a conversão dessa porcentagem em valores (R$) será maior. O modelo que gera (aproximadamente) esse efeito percentual constante é:

(4) $\widehat{\ln{(Y)}} = \beta_0 + \beta_1 X + U$

Como a variação percentual na Diferença entre os Salários é a mesma para cada ano de reajuste, a variação em Y (em R$), para um ano extra de reajuste, aumenta quando os anos de reajuste aumentam. Em outras palavras, a equação acima implica um *retorno crescente* dos anos de reajuste sobre a Diferença salarial. Tais conceitos serão retomados na seção de Resultados.

O trabalho pioneiro de Mincer (1974) apresentou uma equação de determinação de salários, tal como essa, porém assumindo como variáveis explicativa a escolaridade e experiência no mercado de trabalho.

3. Regressão Linear Simples: testes de diagnósticos.

Os testes t sobre os parâmetros, comentados na seção anterior, são os primeiros a serem realizados para confirmar (ou não) os sinais esperados dos coeficientes. Para avaliar a significância geral da regressão, é importante realizar o Teste F. Esse teste testa múltiplas hipóteses conjuntamente. Segue a formulação de sua hipótese nula e alternativa:

$H_0: \beta_0 = 0, \beta_1 = 0$

$H_1: Existe\ ao\ menos\ um\ j \in \{1, \dots, k\}\ tal\ que\ \beta_j \neq 0$

Se o p-valor for menor que α=0,05 (5%), o modelo está aprovado: rejeita-se a hipótese nula de não significância conjunta das variáveis explicativas.

Ainda que esses dois testes (teste t e teste F) tenham apresentado resultados satisfatórios existe um pressuposto importante que necessita ser garantido no modelo de Regressão Linear estimado por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO): os erros devem possuir a mesma variância para qualquer valor das variáveis explicativas. Essa hipótese é conhecida como homoscedasticidade. Quando essa condição é violada, o modelo apresenta heterocedasticidade. Uma das consequências da mesma é que as variâncias dos estimadores são viesadas invalidando os testes de hipóteses.

De acordo com Sartoris (2013), sem esse pressuposto, os erros padrão das estimativas são viesados e os habituais teste t e F para avaliar o nível de significância dos coeficientes não são mais válidos, ofuscando a inferência estatística.

Como não se quer qualquer problema com tais testes, é preciso verificar se o modelo tem heterocedasticidade. Se houver, existe a possibilidade de calcular Erros-Padrão robustos à heterocedasticidade e assim corrigir qualquer problema de inferência que se possa ter.

Para essa finalidade, foi realizado o Teste de Breusch-Pagan: um método estatístico utilizado para detectar a presença de heterocedasticidade em modelos de regressão linear. Em termos simples, ele verifica se a variância dos resíduos (estimativas dos erros) do modelo é constante ao longo de todas as observações, uma premissa básica para que os resultados sejam confiáveis. A Hipótese Nula e Alternativa deste teste são:

H_0: *os resíduos são homocedásticos*;

H_1: *há heterocedasticidade*.

O teste gera uma estatística de teste (geralmente baseada na distribuição Qui-Quadrado) acompanhada por um p-valor. Se este p-valor for menor que 0,05 (nível de significância de 5%): rejeita-se a hipótese nula e, portanto, conclui-se que existe heterocedasticidade no modelo. Por outro lado, se o p-valor for maior que 0,05: não se rejeita a hipótese nula, assumindo que os dados são homocedásticos.

Um dos pressupostos do modelo de Regressão Linear é que os termos de erro aleatório devem seguir uma distribuição normal (em formato de sino) com média zero e variância constante. Garantir a normalidade do erro é importante para os testes de hipóteses e para a obtenção de resultados de inferência estatística. Uma implicação dessa hipótese, adicionada à linearidade da relação, é de que a variável dependente Y também segue uma distribuição normal. Essa hipótese é importante para amostras finitas, especialmente pequenas amostras.

Para investigar esse pressuposto, foi realizado o teste de Shapiro-Wilk, que é um teste estatístico utilizado para verificar se um conjunto de dados segue uma distribuição normal (também chamada de distribuição gaussiana). Ele é amplamente utilizado na estatística inferencial, sendo um pré-requisito para a aplicação de diversos testes paramétricos (tal como o Teste t de Student). A hipótese nula e alternativa desse teste funciona da seguinte maneira:

H_0: *os dados seguem uma distribuição normal*;

H_1: *os dados não seguem uma distribuição normal*.

O teste calcula uma estatística W (que varia de 0 a 1) junto com o seu respectivo valor de probabilidade (valor-p). Valores de W próximos de 1 indicam que a distribuição é normal. Se o valor-p for maior que 0,05: não se rejeita a hipótese nula, logo, os dados possuem uma distribuição normal. Se o valor-p for menor que 0,05, a hipótese nula é rejeitada e, portanto, os dados apresentam uma distribuição diferente da normal. A vantagem deste teste é ser considerado o método mais robusto e preferido para amostras pequenas ou moderadas, como é o caso deste estudo.

A autocorrelação é a correlação de uma variável com valores defasados (com diferenças, em geral, no tempo) dela mesma. No caso deste estudo, como a variável representativa do tempo são os anos de reajuste e a variável dependente (Y) são os salários, existem três motivos principais para a autocorrelação.

O primeiro deles pode ser chamado de efeito Inercial (ou memória dos dados): o salário de um analista ou técnico no ano t é totalmente dependente do salário que eles recebiam no ano anterior (t-1). Os reajustes salariais do Judiciário são percentuais aplicados sobre a base anterior. O segundo motivo se refere ao fato de que os Planos de Cargos, Carreiras e Salários (PCCS) no setor público costumam ser votados para serem pagos em parcelas ao longo de 2, 3 ou 4 anos. Isso significa que o erro (o que o modelo não explica) de um ano estará correlacionado com o erro do ano seguinte.

Além disso, o terceiro motivo está associado aos fatores externos como inflação e teto de gastos que afetam os salários de ambos os cargos ao longo do tempo de forma contínua. Uma das consequências da autocorrelação é que o estimador de mínimos quadrados ordinários (MQO) deixa de ser eficiente, ou seja, deixa de possuir a menor variância possível dentro da classe dos estimadores lineares não enviesados. Consequentemente, este estimador perde precisão.

Sob estas condições, as fórmulas convencionais dos testes estatísticos (como o teste t) subestimam os erros-padrão dos parâmetros, fazendo com que pareçam muito mais confiáveis do que realmente são, o que eleva o risco de ocorrência de falsos positivos (significância estatística espúria).

Neste estudo detectamos a presença de autocorrelação com os testes de Durbin-Watson e depois as estimativas foram corrigidas: usando Erros Padrão Robustos de Newey-West. O teste de Durbin-Watson serve para detectar a presença de autocorrelação de primeira ordem (relação entre o erro de hoje e o erro de ontem). A estatística do teste resulta em um valor que varia de 0 a 4. Quando o valor está próximo de 2, é um indicativo de que não há autocorrelação nos resíduos. Se o valor for próximo de 0, indica autocorrelação positiva (erros tendem a seguir a mesma direção). Se o valor for próximo de 4, há autocorrelação negativa (erros tendem a oscilar de sinal constantemente). Neste teste, se o p-valor for menor que 0,05 H0 é rejeitada e, portanto, há problema de autocorrelação. Caso contrário, se o p-valor for maior que 0,05 H0 não é rejeitada; logo não há autocorrelação.

H_0: $não\ há\ autocorrelação\ de\ primeira\ ordem\ nos\ resíduos$;

H_1: $há\ autocorrelação\ de\ primeira\ ordem\ nos\ resíduos$.

Uma vez detectada a autocorrelação, a mesma foi corrigida pela abordagem de Newey-West que mede a precisão desses coeficientes e recalcula a variância dos dados, garantindo que os testes de hipótese (valores-p e estatísticas t) sejam confiáveis. Após a realização de todos esses testes, os resultados que serão apresentados nas próximas seções são válidos.

4. Índice de Preços e Inflação (1996-2025)

Segundo Wooldridge (2010), um número-índice agrega um vasto grau de informações em uma única quantidade. De acordo com Vasconcelos e Garcia (2008), a necessidade da construção de índices aparece quando é preciso saber a variação conjunta de bens que são fisicamente diferentes e/ou que variam a taxas diferentes. Um exemplo importante de um número índice é o Índice de Preços.

Para calcular um número-índice (ou Índice de Preços), são necessários três componentes: a variação de preços no período, o peso relativo de cada produto ou serviço no orçamento mensal do consumidor e a fórmula de cálculo.

Para exemplificar, considere o exemplo de Vasconcelos e Garcia (2008, p.145), suponha que um país hipotético H produza apenas três tipos de bens na economia: carne, arroz e fósforo. A variação de preços de tais bens (entre dois meses) e a participação dos mesmos no gasto total do consumidor são apresentados na Tabela 2 abaixo:

Tabela 2 – Dados para cálculo de um exemplo de número-índice

	Variação de preços (%)	Participação no gasto total do consumidor (%)
Carne	10	30
Arroz	10	60
Fósforo	100	10

Fonte: Elaborado pela autora (2026).

No conjunto, quanto variou a taxa de inflação? Evidentemente, não é possível calcular uma média aritmética, pois os três bens têm pesos diferentes. Calcula-se, então, uma média aritmética ponderada (MP) pela participação de cada bem no gasto total do consumidor:

(5) $MP = 0{,}1 * 0{,}3 + 0{,}1 * 0{,}6 + 1 * 0{,}1 = 0{,}03 + 0{,}06 + 0{,}1 = 0{,}19 = 19\%$

As diferentes formas como as instituições de pesquisa determinam esses componentes é o que provoca algumas diferenças entre os índices de preços existentes no Brasil (IPCA, IGP, IGP-M, ICV, entre outros). Este índice só tem significado quando o comparamos com outros anos (ou meses, se estivermos usando dados mensais).

As séries de Índices de Preços têm sempre um ano base (ou mês) igual a 100. Todos os demais valores da série devem ser comparados com o valor do mês-base. A partir desta comparação é possível calcular diferentes taxas de inflação de diversos períodos. A Tabela 3 apresenta um exemplo com Índices de Preços, que será retomado adiante:

Tabela 3: Índice de Preços (1996-1998)

Ano	Índice de Preços (base: dezembro de 1996)
1996	100
1997	105,22
1998	106,97

Fonte: Elaborado pela autora (2026).

Analisando os dados da Tabela 3, verifica-se que os preços cresceram 5,22% em 1997 em relação à 1996. Em outras palavras, o índice de preços representa uma estimativa do nível de preços do mês, e não da taxa de variação. Para encontrar a taxa de inflação (%) do ano de 1997 em relação ao período anterior (1996), basta calcular: $\left(\frac{Ip_{1997} - Ip_{1996}}{Ip_{1996}}\right) * 100 = \left(\frac{105{,}22 - 100}{100}\right) * 100 = 5{,}22\%$

O fenômeno da inflação é entendido como o aumento contínuo e generalizado dos preços dos bens e serviços de uma economia. É importante destacar que o aumento isolado do preço de um determinado produto não se configura efeito inflacionário. É muito comum ocorrer quedas significativas dos preços de certos produtos agrícolas em períodos de safra. Por exemplo, redução do preço do tomate em períodos de alta produção. Por outro lado, é usual o preço de um determinado produto agrícola ter seu preço elevado por uma condição climática adversa (aumento do preço do café após geadas). Dessa forma, o efeito inflacionário envolve a elevação dos preços da maioria dos bens e serviços da economia.

Para medir a inflação acumulada neste estudo, as análises utilizarão o IPCA (Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo). Este índice tem por objetivo medir a inflação de um conjunto de produtos e serviços comercializados no varejo. Além disso, ele é amplo e aponta a variação do custo de vida médio de famílias com renda mensal de 1 a 40 salários mínimos, qualquer que seja a fonte, residentes nas áreas urbanas de diversas regiões metropolitanas (Belém, Fortaleza, Recife, Salvador, Belo Horizonte, Vitória, Rio de Janeiro, São Paulo, Curitiba, Porto Alegre, além do Distrito Federal e dos municípios de Goiânia, Campo Grande, Rio Branco, São Luís e Aracaju).

Nesse estudo, o ano inicial (1996) foi escolhido como ano base (a escolha da base não altera os resultados econométricos, somente a escala). A escolha de 1996 como ano base é conveniente por permitir a análise de toda a trajetória pós-Plano Real, conferindo maior estabilidade aos índices de preço comparados.

(6) $I_p = IPCA_t^{(dez\_1996=100)} = \frac{IPCA_t}{IPCA_{1996}} * 100$

Essa fórmula foi aplicada para os 348 meses que compreendem o período de dezembro de 1996 à dezembro de 2025. Após o cálculo de todos os índices mensais, foi utilizado como índice de preço para deflacionamento das séries nominais o valor de dezembro de cada ano. Para comparação dos salários em momentos específicos após reajustes legais, essa escolha mostra-se metodologicamente mais consistente, uma vez que o salário observado representa uma variável de estoque do período e o índice de preço de dezembro incorpora a inflação acumulada ao longo do respectivo ano.

Para o período de 30 anos, seguem os Índices de Preços anuais que serão utilizados para deflacionar os salários nominais em cada ano em que houve reajuste legal.

Tabela4 - Índices anuais do IPCA para deflacionamento das séries salariais

IPCA 1996-2006		IPCA 2007-2016		IPCA 2017-2026	
1997	105,22	2007	200,38	2017	360,65
1998	106,97	2008	212,2	2018	374,15
1999	116,53	2009	221,35	2019	390,27
2000	123,49	2010	234,43	2020	407,9
2001	132,97	2011	249,68	2021	448,93
2002	149,63	2012	264,26	2022	474,9
2003	163,54	2013	279,88	2023	496,85
2004	175,97	2014	297,81	2024	520,85
2005	185,98	2015	329,59	2025	543,07
2006	191,83	2016	350,32	2026	-

Fonte: Elaborado pela autora (2026).

É interessante notar que os dados coletados estão condizentes com a Calculadora do IPCA-IBGE (Inflação | IBGE). A Calculadora do IPCA permite atualizar um valor pela variação do Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA) entre duas datas. Através desse cálculo, é possível simular a correção de uma quantia numa determinada data utilizando o índice de preço e saber o valor correspondente numa outra data.

É possível verificar que R$100,00 (valor na data inicial) em dezembro de 1996 (mês inicial), corrigido pela inflação acumulada do período até dezembro de 2025 (mês final) é R$545,62. Esse valor é bem próximo ao valor do Índice de Preço do ano de 2025, expresso na Tabela 1 (543,07). Em termos percentuais, de acordo com a Equação 1 abaixo, a inflação acumulada do período foi de 445%:

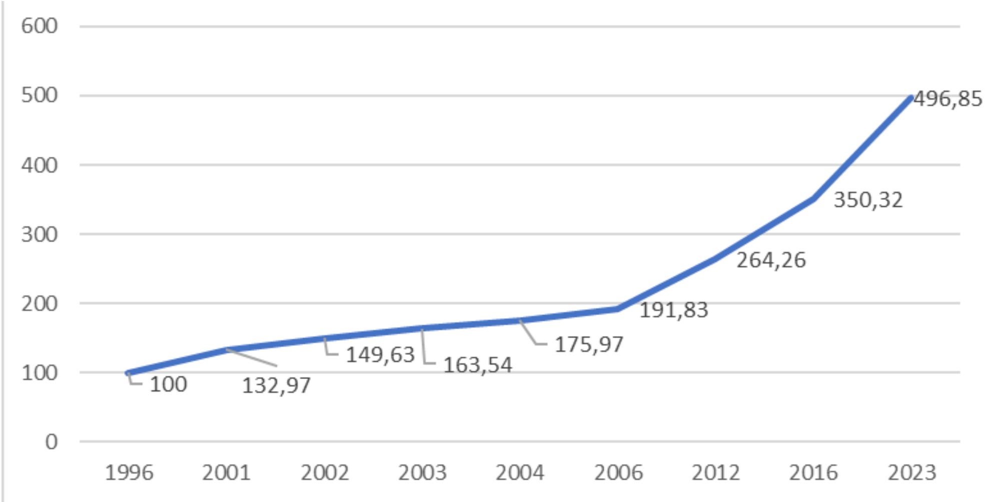
$$(7)\quad Inflação_{acum}(\%) = \left(\frac{Valor\ Final - Valor\ Inicial}{Valor\ Inicial}\right) * 100$$

Em outras palavras, houve aumento de R$445 sobre a base inicial, ou seja, os preços mais que quintuplicaram no período. Esta conclusão corresponde aos 30 anos de análise do período de dezembro de 1996 a dezembro de 2025.

Para a análise deste estudo, porém, 2023 é o último ano de reajuste. Partindo dos mesmos cálculos anteriores, a inflação acumulada no período de dezembro de 1996 à dezembro de 2023 (27 anos) foi de 396,85%. Em outras palavras, os preços quase quintuplicaram no período: R$100 em dezembro de 1996 corrigido pelo IPCA equivale a R$496,85 em dezembro de 2023. Isso significa que o preço final de um produto que custava R$100 ficou aproximadamente 5 vezes o valor original.

Ao plotar o gráfico do Índice de Preços acumulado ao longo desse período de tempo é possível verificar a trajetória ascendente:

Gráfico 1 – Índice de Preços ao Consumidor Amplo, IPCA (1996-2023).



Fonte: Elaborado pela autora (2026).

5. Salários Nominais

O salário nominal pode ser definido como o valor recebido pelo servidor em seu contracheque. Em outras palavras, segundo Sartoris (2013), é o valor corrente ou em moeda (R$). Os dados de salários nominais da Tabela 5 a seguir foram obtidos a partir das leis que reajustaram os vencimentos nominais do final de carreira do cargo de Técnico e de Analista do Judiciário.

Neste estudo, há nove anos em que ocorreram variações salariais (1996, 2001, 2002, 2003, 2004, 2006, 2012, 2016 e 2023) e as porcentagens que incidem sobre o salário total são chamadas de reajustes lineares. Todas as leis, desde 1996, concederam o mesmo índice de aumento remuneratório para os dois cargos, excepcionalmente em 2006. Neste ano, o aumento percentual total para os Técnicos foi de 63,14% e para o cargo de Analista foi de 60,26%.

A terceira e a quarta coluna da Tabela 5 foram encontradas aplicando os reajustes percentuais de cada ano sobre os salários totais, considerando que o salário inicial (ou salário de entrada) dos Analistas é, historicamente, maior que o dos Técnicos. A última coluna se refere ao diferencial de salário nominal entre os dois cargos ao longo do tempo (Equação 8). Pela definição anterior, essa diferença sempre é positiva:

(8) $DifSalNom_t = SalNomAn_t - SalNomTec_t$

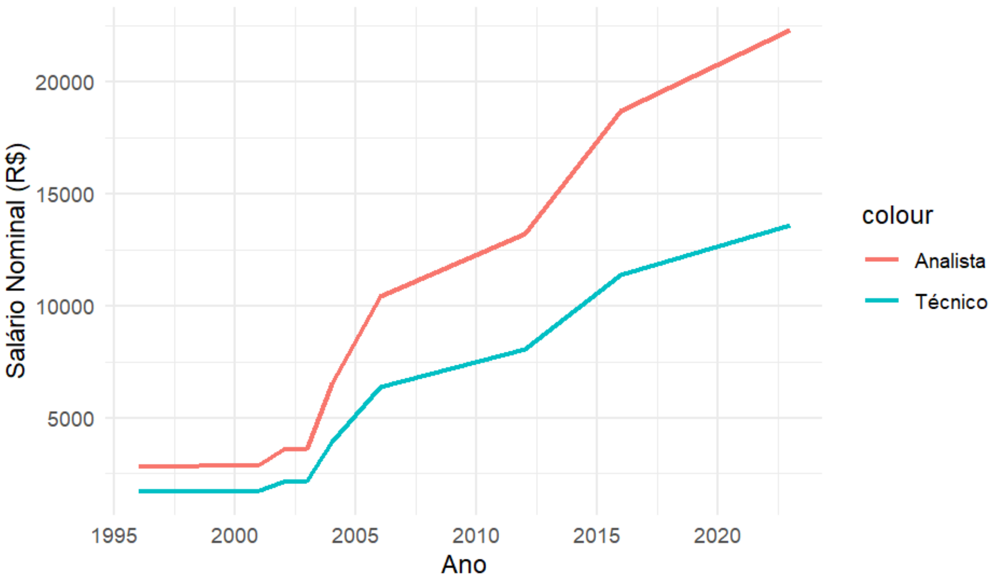
Tabela 5 - Salários Nominais por Carreira (1996–2023)

Tempo	Reajuste (%)	SalNomTec (R$)	SalNomAna (R$)	DifSalNom (R$)
1996	-	1695	2832	1137
2001	3,5	1755	2931	1176
2002	22,37	2147	3587	1440
2003	1	2169	3623	1454
2004	79,72	3898	6512	2614
2006	63,14	6360	10436	4076
2012	26,67	8056	13219	5163
2016	41,47	11398	18701	7303
2023	19,25	13592	22301	8709

Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados da pesquisa (2026).

Em termos econométricos, essa escolha é conveniente por duas razões: a primeira isola o efeito da Lei de Cargos e Salários e, a segunda, diz respeito à variação da variável dependente (Salário) que muda após o estabelecimento de tal reajuste. É importante considerar que o salário analisado é o de final de carreira de ambos os cargos, etapa em que se concentram a maior parte dos servidores federais do Judiciário. Ao plotar o gráfico dos salários nominais entre os dois cargos, é possível verificar o formato de "cone" no Gráfico 2, que sugere uma tendência de distanciamento remuneratório nominal entre as duas carreiras:

Gráfico 2 – Evolução Histórica do Salário Nominal (1996-2023)



Fonte: Elaborado pela autora (2026).

O aumento que ocorre ao longo tempo entre os salários nominais desses dois cargos (representado pela distância entre a reta vermelha e a reta azul) será denominado de “abismo salarial”. A análise visual cumpre o papel de gerar hipóteses e explorar os dados por meio da verificação das estatísticas descritivas. Por outro lado, os testes estatísticos comprovam as hipóteses estabelecidas por meio da Estatística Inferencial. Neste estudo, o principal teste estatístico será a Regressão Linear com teste t de *Student* para os coeficientes, além de todos os outros testes estatísticos de diagnósticos explicados na seção 3. Os Resultados serão apresentados adiante.

6. Salários Reais

De acordo com Blanchard (2007), os funcionários (bem informados) não se preocupam com quantos reais recebem, mas com quantos produtos podem comprar com esses reais. Em outras palavras eles não se preocupam com os salários nominais e, sim, com os salários reais.

Os salários reais são obtidos fazendo o deflacionamento do salário nominal. O deflacionamento é uma técnica utilizada na economia para descontar o efeito da inflação de uma série monetária de tal forma a obter outra variável que represente o valor monetário em termos de bens e serviços que aquele salário nominal consegue comprar. É a partir do Índice de Preços que essa transformação é feita.

Além de serem utilizados para calcular taxas de inflação, os índices de preços são necessários para transformar uma série temporal medida em valores nominais (ou valores correntes) em valores reais, também chamados de valores constantes (WOOLDRIDGE, 2010).

Para comparar tais valores, é preciso que eles se refiram a preços do mesmo momento, ou seja, é preciso que eles estejam na mesma base. A equações (9) e (10) mostram que como foi realizado o deflacionamento de cada Salário Nominal de Técnicos e Analistas pelo IPCA, Índice de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA), calculado pelo IBGE, a preços de dezembro de 1996 (I_p):

(9) $$SalRealAn_t = \frac{SalNomAn_t}{Ip} * 100$$

(10) $$SalRealTec_t = \frac{SalNomTec_t}{Ip} * 100$$

Com essas informações salariais dos dois cargos (Salário Real dos Analistas e Salário Real dos Técnicos), a primeira análise exploratória será em relação ao diferencial de salário nominal e real entre os dois cargos ao longo do tempo (Equação 11 e 12):

(11) $$DifSalNom_t = SalNomAn_t - SalNomTec_t$$

(12) $$DifSalReal_t = SalRealAn_t - SalRealTec_t$$

Por definição, as duas diferenças calculadas serão positivas, pois o salário de entrada dos analistas é maior do que o dos técnicos.

Aplicando a técnica, perceba que o salário real da carreira de Técnico do Judiciário caiu entre 1996 e 2001 (de R$1.695 para R$1.320). Em 1996, o salário real e o salário nominal são iguais, por se tratar do ano base. Porém, em 2001 enquanto o salário nominal do Técnico foi R$1.755 o salário real correspondente foi: $\left(\frac{1755}{133}\right) * 100 = R\$1.320$. A que se deve essa diferença?

Sartoris (2013, p.357) faz um questionamento válido ao leitor quando discute a diferença entre salário nominal e real. Será utilizado o mesmo recurso didático com base em dados apresentados na Tabela 6 para investigar as diferenças reais e nominais do cargo de Técnico do Judiciário.

Tabela 6 - Salários Nominais, Reais e IPCA por Carreira (1996–2023)

Ano (t)	Reaj. (%)	SalNomAna (R$)	SalNomTec (R$)	DifSalNom (R$)	IPCA (Ip*)	SalRealAna (R$)	SalRealTec (R$)	DifSalReal (R$)
1996		2.832	1.695	1.137	100	2.832	1.695	1.137
2001	3,50	2.931	1.755	1.176	133	2.204	1.320	884
2002	22,37	3.587	2.147	1.440	150	2.397	1.435	962
2003	1,00	3.623	2.169	1.454	164	2.215	1.326	889
2004	79,72	6.512	3.898	2.614	176	3.701	2.215	1.485
2006	63,14	10.436	6.360	4.076	192	5.440	3.315	2.125
2012	26,67	13.219	8.056	5.163	264	5.002	3.049	1.954
2016	41,47	18.701	11.398	7.303	350	5.338	3.254	2.085
2023	19,25	22.301	13.592	8.709	497	4.488	2.736	1.753

Fonte: Elaborado pela autora (2026); *Ip = IPCA (dezembro de 1996 = 100).

A categoria de Técnico do Judiciário entre 1996 e 2001 teve um aumento nominal de salário de 3,5%. O valor, em moeda, dos seus vencimentos foi 3,5% maior. Isso significa que o trabalhador pertencente a essa categoria pode comprar 3,5% a mais em bens e serviços? A resposta é claramente não, bastando para isso verificar a coluna referente ao Índice de Preços. Como a inflação acumulada do período foi 33%, é possível calcular, pela matemática financeira e considerando que $\Delta Real$ = crescimento do salário real, $\Delta Nominal$ = crescimento do salário nominal e $\Delta Inflação$ = inflação do período que houve queda do poder de compra ou diminuição do poder aquisitivo ($\Delta Real$):

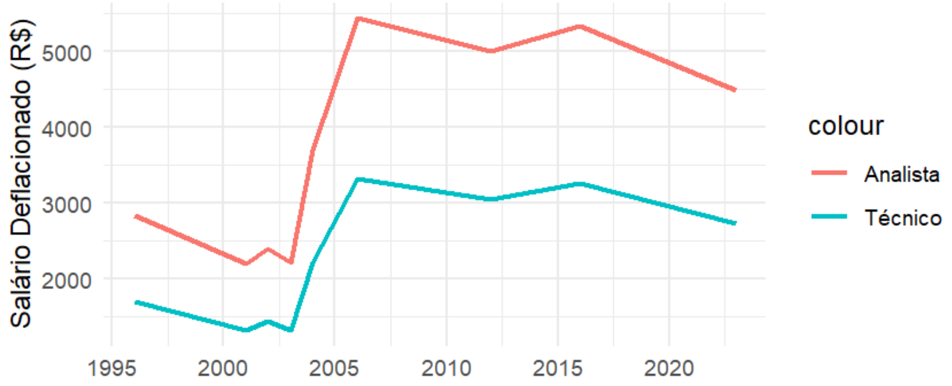
$$(13) \qquad 1 + \Delta Real = \frac{1 + \Delta Nominal}{1 + \Delta Inflação} = \frac{1+0,035}{1+0,33} = \frac{1,035}{1,33} = 0,7781$$

$$1 + \Delta Real = 0,7781 = 0,7781 - 1 = -0,2219$$

Essa queda de 22% de poder aquisitivo representa queda de 22% de salário real que é o valor do salário em termos de bens e serviços que podem ser adquiridos. Em outras palavras, em 2001, o servidor piorou, pois, com seu salário consegue adquirir menos bens e serviços do que anteriormente, em 1996, uma vez que o reajuste não foi capaz nem de recompor o efeito inflacionário. Essa mesma queda de 22% também pode ser obtida fazendo: $\left(\frac{SalRealTec\_2001 - SalRealTec\_1996}{SalRealTec\_1996}\right) * 100 = \left(\frac{1320-1695}{1695}\right) * 100 = -22,1\%$.

Assim como foi feito com os salários nominais, apresenta-se a seguir o Gráfico 3 que evidencia a evolução do Salário Real (ou Poder de Compra) entre dos dois cargos:

Gráfico 3 – Evolução Histórica do Poder de Compra Real (1996-2023)



Fonte: Elaborado pela autora (2026).

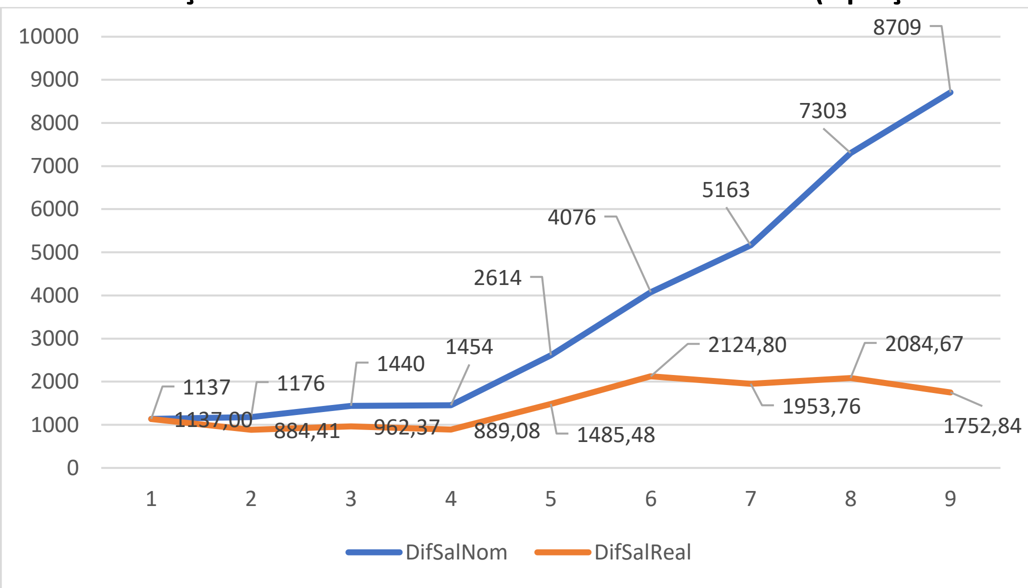
O comportamento histórico do poder de compra real revela que ambos os cargos compartilham de uma semelhante trajetória macroeconômica, porém situados em patamares de rendimento distintos. Entre 1996 e meados de 2003, observa-se uma tendência de declínio e estagnação no salário deflacionado de Analistas e Técnicos. A partir de 2004, há uma forte inflexão ascendente, culminando em um pico de valorização real em 2006. Após esse período de ganho expressivo, o poder de compra de ambos os cargos passa a oscilar em patamares elevados até 2016.

No entanto, o período mais recente (pós-2016) é marcado por uma trajetória de queda no salário real para as duas categorias, evidenciando uma perda progressiva do poder de compra diante da inflação.

A variável de interesse, que será utilizada nas regressões, será formada pela Diferença Salarial Real, segundo a Equação 12: salário real dos analistas (linha vermelha) menos o salário real dos Técnicos (linha azul). Essa variável, como dito anteriormente, desconta o efeito da inflação do período e avalia somente o quanto (em R$) um determinado salário consegue comprar em termos de bens e serviços ao longo do tempo. Essa variável (da diferença salarial) é importante para as estimações, pois o objetivo do estudo é verificar se há distanciamento real e nominal entre os dois cargos.

O Gráfico 4 mostra a evolução dessas duas diferenças salariais ao longo do tempo, ao plotar os dados observados na Tabela 6.

Gráfico 4: Evolução do Diferencial de Salários Nominais e Reais (a preços de 1996)

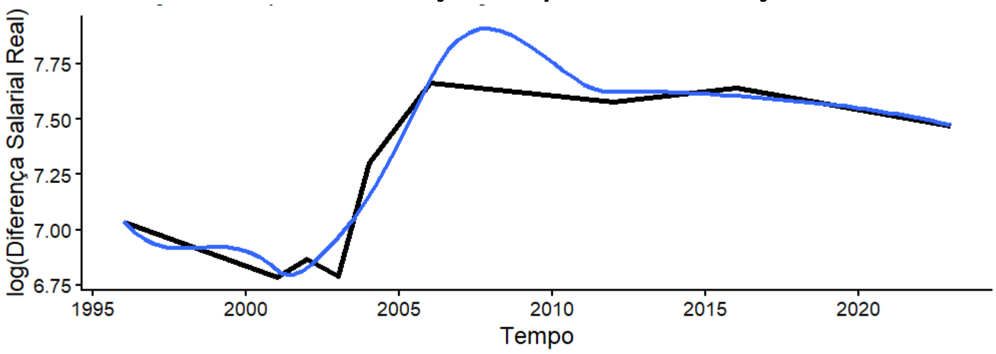


Fonte: Elaborado pela autora (2026).

Pelo gráfico, não é possível afirmar sobre a tendência dessa trajetória, pois há alguns momentos de queda. Um modelo de regressão linear simples consegue estimar a inclinação dessa reta e atestar se, de fato, a trajetória é ascendente.

É possível aprofundar de forma exploratória essa Diferença Salarial real a partir do Gráfico 5 que apresenta a evolução temporal da diferença salarial real. No gráfico, a linha preta representa os valores efetivamente observados na série temporal (ligados ponto a ponto). Esta linha evidencia a volatilidade e as oscilações reais do indicador ao longo do tempo, com destaque para o crescimento acentuado próximo ao ano de 2006. Complementarmente, a linha azul exibe a linha de tendência suavizada por meio do método estatístico LOESS (método de suavização de regressão local), que amortece as flutuações de curto prazo para destacar o comportamento estrutural de médio e longo prazo da diferença salarial. É importante destacar que esse método não é ainda o método de Regressão Linear Simples que será realizado na próxima seção:

Gráfico 5 – Evolução Temporal da Diferença Salarial Real



Fonte: Elaboração da autora (2026).

O salto verificado até o ano de 2006 deslocou o diferencial para um patamar permanentemente elevado (estabilizado acima de 7,50 em escala logarítmica), muito superior ao início da série histórica.

A sutil aproximação recente das curvas é insuficiente para reverter o impacto de longo prazo: os valores e as perdas salariais que se acumularam nos períodos de forte expansão da disparidade não foram repostos, perpetuando a desigualdade histórica entre as carreiras. Entre 2006 e 2023, o IPCA acumulado reduziu o poder de compra de ambas as categorias na mesma proporção, gerando uma perda real de 17,5% tanto para Analistas (cujo salário real recuou de R$ 5.440 para R$ 4.488) quanto para Técnicos (de R$ 3.315 para R$ 2.736). Portanto, a redução do diferencial salarial real foi de R$ 2.125 para R$ 1.753, o que reflete um achatamento salarial por perdas inflacionárias compartilhadas.

A ausência de reposição integral da inflação no período afetou o poder de compra de ambos os cargos. Como a inflação corrói os valores nominais de forma generalizada, a aparente redução do diferencial salarial real reflete o nivelamento por baixo de ambas as remunerações frente ao encarecimento generalizado do custo de vida, e não uma redução real ou estrutural da desigualdade institucionalizada entre as carreiras.

Antecedendo as regressões, é comum a análise das estatísticas descritivas das observações. Segue a Tabela 7 que as resumem:

Tabela 7 – Estatísticas Descritivas

Variáveis	Média	Desvio-Padrão	Minimo	Máximo	Observações
Tempo	2007	8,44	1996	2023	9
Tempo2	11	8,44	0	27	9
SalNomAna	9.349,11	7.323,52	2.832,00	22.301,00	9
SalNomTec	5.674,44	4.481,54	1.695,00	13.592,00	9
DifSalNom	3.674,67	2.842,07	1.137,00	8.709,00	9
IPCA	225,04	126,59	100,00	496,85	9
SalRealAna	3.735,42	1.365,22	2.204,26	5.440,23	9
SalRealTec	2.260,48	844,61	1.319,85	3.315,44	9
DifSalReal	1.474,93	520,77	884,41	2.124,80	9

Fonte: Elaboração pela autora (2026).

7. Resultados: estimação dos Modelos de Regressão Linear Simples

Nesta seção, serão apresentados os resultados econométricos das análises exploratórias descritivas das duas seções anteriores tanto para as tendências de Salários Nominais quanto para as tendências de Salários Reais.

7.1 Modelos dos Salários Nominais

As regressões lineares simples, como ressaltado anteriormente na discussão teórica, tem o objetivo de investigar, do ponto de vista econométrico, as relações de causa e efeito entre duas variáveis definidas como: X = variável independente ou explicativa que representa a causa de um determinado fenômeno em estudo e Y = variável dependente ou explicada que representa o efeito.

As Equações 14 a 17 a seguir demonstram as relações populacionais que serão estimadas contra o tempo: a diferença salarial nominal entre os dois cargos, o salário nominal do analista, o salário nominal do técnico e o logaritmo da diferença salarial nominal entre os dois cargos:

(14) $DifSalNom = \beta_0 + \beta_1 Tempo + U$

(15) $SalNomAna = \beta_0 + \beta_1 Tempo + U$

(16) $SalNomTec = \beta_0 + \beta_1 Tempo + U$

(17) $\ln(DifSalNom) = \beta_0 + \beta_1 Tempo + U$

O objetivo da análise é verificar o valor, o sinal e a significância estatística da estimativa do coeficiente angular $\widehat{\beta_1}$ que diz respeito à inclinação da reta. Por exemplo, se a diferença salarial nominal entre os dois cargos for positiva, a distância, em R$, entre o que o Analista e o Técnico ganham aumenta a cada unidade de tempo (ano de reajuste).

Essa é uma forma de comprovar estatisticamente as Hipóteses e os efeitos esperados que foram observados por meio do Gráfico anterior. A Tabela 8 contém os resultados das estimativas dos Modelos para cada uma das equações acima especificadas:

Tabela 8 – Estimação dos Modelos com Salário Nominal

Modelos **Variáveis**	**Modelo (1)** **DifSalNom**	**Modelo (2)** **SalNomAna**	**Modelo (3)** **SalNomTec**	**Modelo (4)** **log(DifSalNom)**
Tempo	326,998*** (37,783)	842,251*** (98,110)	515,253*** (60,331)	0,089*** (0,006)
Constante	77,686 (602,128)	84,351 (1.561,378)	6,665 (959,356)	6,950*** (0,173)
Observações	9	9	9	9
R^2	0,943	0,942	0,942	0,875
R^2 Ajustado	0,935	0,934	0,934	0,857
Erro Padrão Resíduos (gl = 7)	724,06	1.879,23	1.155,53	0,304
Estatística F (gl = 1; 7)	116,256***	114,497***	113,332***	48,938***
Breusch-Pagan (p-valor)	0,08614	0,08694	0,08674	0,9804
Durbin-Watson (p-valor)	0,1761	0,1679	0,1709	0,0386
Shapiro-Wilk (p-valor)	0,4573	0,4129	0,3998	0,1899

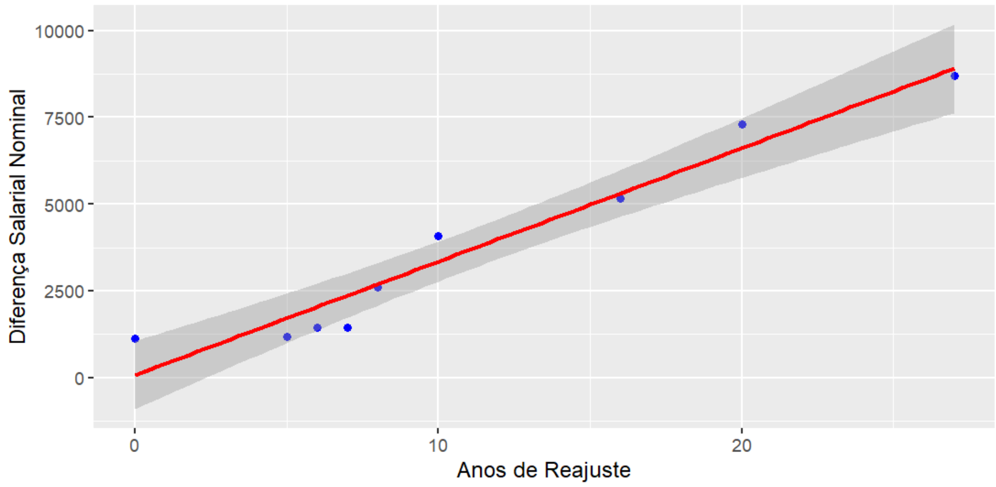
Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados da pesquisa (2026).
Observação: ***p < 0,01.

Conforme apresentado nesta tabela, a análise visual da tendência salarial foi formalmente testada e validada. A variável Tempo foi estatisticamente significativa a 1% em todas as especificações (considerando erros-padrão robustos à heterocedasticidade). Em outras palavras, rejeita-se a Hipótese Nula de ausência de tendência.

No Modelo (1) a variável dependente é a Diferença Salarial Nominal e foi regredida contra o tempo (anos de reajuste salarial). A estimativa do parâmetro desse modelo é estatisticamente significante a 1% evidenciando que, a cada ano de reajuste, a diferença entre o salário nominal do Analista em relação ao salário nominal do Técnico aumenta em R$326, em média. A reta de regressão estimada (em vermelho) mostra, a partir de um ajuste dessa nuvem de pontos, uma relação positiva e estatisticamente significativa.

De maneira prática, isso significa que a distância nominal entre as carreiras não só se mantém como vai aumentando ao longo do tempo: o valor desse aumento é, em média, R$326,00.

Gráfico 6 – Reta de Regressão da Diferença Salarial Nominal entre os cargos



Fonte: Elaborado pela autora (2026).

No Gráfico 6 acima a linha vermelha representa a FRA (definida na seção 1), os pontos azuis representam as observações (ou os dados amostrais de salários). Repetindo esse processo individualmente para o Salário Nominal dos Analistas, Modelo (2), e dos Técnicos, Modelo (3), percebe-se que ambos apresentaram a mesma tendência de aumento, pois os parâmetros estimados (coeficientes angulares) foram positivos e estatisticamente significativos a 1%. É interessante notar que a diferença entre as estimativas dos parâmetros destes dois modelos (R$842 – R$515 = R$327) é equivalente ao parâmetro estimado no Modelo (1).

O último modelo estimado, Modelo (4), trata do Modelo Log-Nível explicado em seção anterior. Neste modelo, o coeficiente angular estimado de Tempo tem uma interpretação percentual quando é multiplicado por 100: a diferença salarial estimada para cada ano de reajuste aumenta 0,089*100 = 8,9%. O modelo mostra que o diferencial salarial nominal cresce a uma taxa contínua de 8,9% ao ano. A função exponencial precisa ser utilizada para converter os resultados para a moeda original. Ao realizar a conversão, a taxa contínua se transforma em uma taxa de crescimento anual discreta (composta). A fórmula utilizada para encontrar o valor exato do crescimento é: $(e^{0,0890151} - 1) * 100$ = 9,30% . É importante relembrar que a principal razão para usar o log da diferença salarial é impor um efeito percentual constante do tempo sobre a diferença salarial.

Por exemplo, para os anos iniciais desta análise (de 2001 para 2002) a diferença salarial nominal entre os cargos foi de R$151 (R$1778 – R$1627) e, para os anos finais (de 2022 para 2023), a diferença foi de R$983 (R$11.534 – R$10.551). Tais valores em R$ mudam ao longo da reta estimada, mas a porcentagem é constante.

Todos os modelos estimados apresentaram um coeficiente de determinação em torno de 90%, indicando que a passagem do tempo explica grande parte da variação salarial. Além disso, a robustez estatística do modelo com 9 observações foi garantida com os testes de diagnósticos.

Os testes de Breusch-Pagan não detectaram a presença de heterocedasticidade para todos os modelos, pois o p-valor (0,086 e 0,98) foi maior que 0,05 (5% de significância). Logo, os resíduos podem ser considerados homocedásticos. Com relação ao teste de Shapiro-Wilk, todos os modelos não rejeitaram H0, que enuncia que os resíduos possuem distribuição normal. Portanto, é possível garantir normalidade dos erros. A estatística F demonstra que os quatro modelos estimados são significativos (ao nível de significância de 1%).

Os testes de Durbin-Watson aplicados aos Modelos 1, 2 e 3 não apontaram evidências de autocorrelação nos resíduos (não rejeição da hipótese nula). Contudo, como o Modelo 4 indicou a presença de autocorrelação de primeira ordem (rejeição da hipótese, pois p-valor < 0,05), procedeu-se à estimação de erros-padrão robustos por meio do procedimento de Newey-West para este modelo específico.

Em termos práticos, a variável "Tempo" tem uma capacidade robusta e estatisticamente comprovada de explicar o comportamento do Salário Nominal e de suas variações, tornando os modelos confiáveis para análise.

Toda a análise realizada anteriormente, apesar de extremamente importante, pode estar sujeita a um fenômeno econômico denominado de ilusão monetária (FISHER, 1928).

A ilusão monetária descreve a tendência das pessoas de pensarem em valores monetários nominais (o número de reais que recebem) em vez de valores reais (o poder de compra desses reais). Isso ocorre quando o trabalhador conclui que está melhor financeiramente apenas porque seu salário nominal aumentou, sem considerar os efeitos inflacionários. Quando o mesmo não é bem informado, pode ficar satisfeito com um aumento nominal mesmo quando o salário real está caindo. A análise com as variáveis reais é importante para verificar se, em termos de poder de compra, tais conclusões se mantém. Por esse motivo, toda a análise será refeita considerando os salários reais.

7.2 Modelos dos Salários Reais

Nesta seção, serão estimados os mesmos modelos da seção anterior, mas considerando agora as variáveis reais, que são aquelas deflacionadas (descontando o efeito da inflação). A partir de tais dados, serão realizadas regressões lineares simples (Equações 18 à 21):

(18) $$DifSalReal = \beta_0 + \beta_1 Tempo + U$$

(19) $$SalRealAna = \beta_0 + \beta_1 Tempo + U$$

(20) $$SalRealTec = \beta_0 + \beta_1 Tempo + U$$

(21) $$\ln(DifSalReal) = \beta_0 + \beta_1 Tempo + U$$

De forma análoga às estimações anteriores, o objetivo da análise é verificar o valor, o sinal e a significância estatística da estimativa do coeficiente angular $\widehat{\beta_1}$ que diz respeito à inclinação da reta. Porém, nesta seção, são verificados os incrementos reais.

Por exemplo, na Equação 18, se a diferença salarial real entre os dois cargos for positiva, a distância, em R$, entre o que o Analista e o Técnico ganham aumenta a cada unidade de tempo (ano de reajuste). Os resultados das estimações dos quatro modelos são apresentados abaixo:

Tabela 9 – Estimação dos Modelos com Salário Real

Modelos Variáveis	Modelo (1) DifSalReal	Modelo (2) SalRealAna	Modelo (3) SalRealTec	Modelo (4) log(DifSalReal)
Tempo	41,778***	110,709***	68,931***	0,0297***
	(8,332)	(21,571)	(13,239)	(0,0059)
Constante	1.015,378***	2.517,619***	1.502,241***	6,909***
	(225,896)	(582,225)	(372,199)	(0,159)
Observações	9	9	9	9
R^2	0,459	0,469	0,475	0,461
R^2 Ajustado	0,381	0,393	0,400	0,384
Erro Padrão Resíduos (gl =7)	409,652	1.063,986	654,502	0,291
Estatística F (gl = 1; 7)	5,928**	6,171**	6,322**	5,986**
Breusch-Pagan (p-valor)	0,815	0,8005	0,792	0,847
Durbin-Watson (p-valor)	0,0341	0,0348	0,0344	0,0351
Shapiro-Wilk (p-valor)	0,206	0,216	0,228	0,886

Fonte: Elaborado pela autora a partir de dados da pesquisa (2026).
Observação: ***p < 0,01.

Os resultados das estimações dos modelos 1 ao 4 mostram o distanciamento das carreiras também do ponto de vista real. O coeficiente β_1 do primeiro modelo representa a inclinação da reta de regressão em que a variável dependente é a Diferença de Salário Real e a variável independente é o tempo (anos de reajuste salarial). O coeficiente associado à variável Tempo representa a variação média da variável dependente para cada unidade adicional de tempo, mantendo constante os demais fatores do modelo.

A análise do efeito marginal evidencia que este coeficiente é positivo e estatisticamente significativo a 1% de significância: em média, a cada unidade de tempo, a diferença entre o salário real do Analista e do Técnico aumenta R$41,77. Em outras palavras, a aplicação de reajustes homogêneos sobre bases inicialmente desiguais traduziu-se em um distanciamento real (corrigindo o efeito inflacionário) absoluto e progressivo de R$ 41,77 por ano entre as duas carreiras. O analista está ficando mais distante do Técnico em termos de poder de compra absoluto.

As inclinações das trajetórias de cada uma das carreiras individualmente (Modelo 2 e 3) corrobora o resultado anterior: ambos os coeficientes são positivos e estatisticamente significativos a 1% de significância. É importante destacar as magnitudes dos coeficientes angulares: do Analista é R$110,70 ao ano e do Técnico é R$68,93. A velocidade de crescimento absoluto do salário real dos Analistas é maior que a dos Técnicos. Ou seja, há uma desigualdade de ascensão entre esses dois cargos. Da mesma forma que na análise da seção anterior, a diferença entre as estimativas dos parâmetros destes dois modelos (R$110,70 – R$68,93 = R$41,77) é equivalente ao parâmetro estimado do Modelo (1).

Quando se utiliza um modelo log-nível (variável dependente em logaritmo), o coeficiente β_1*100 representa a variação percentual na diferença do salário real decorrente da variação unitária na variável explicativa (tempo). Neste modelo, o efeito marginal evidencia que, em média, a cada ano de reajuste salarial a diferença real entre os salários cresce a uma taxa aproximada de 0,02980*100 = 2,98%. Com a exponenciação, é possível reescrever a Equação (21) como:

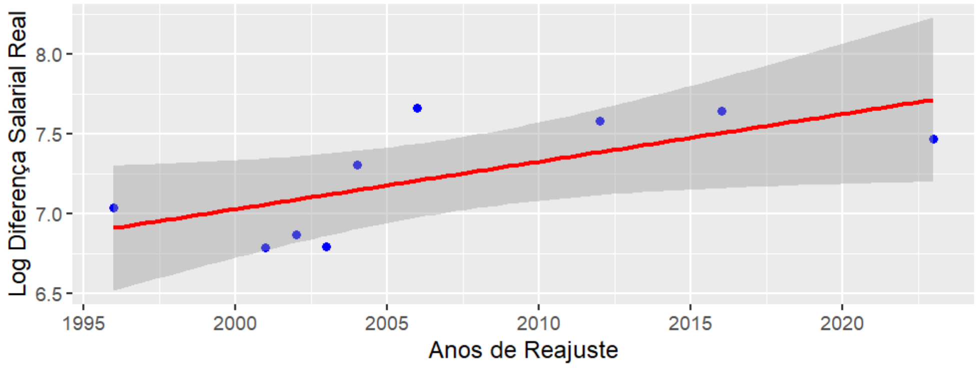
(22) $$DifSalReal = e^{(\beta_0 + \beta_1 Tempo + U)}$$

É possível computar a diferença percentual exata na diferença salarial real prevista da seguinte forma: ($e^{0,02980}$- 1)*100 = 3,025%. Como a variação percentual na diferença de salário real é a mesma para cada ano adicional de reajuste, a variação na diferença de salário real (em R$), para um ano extra de reajuste, aumenta ao longo dos períodos (à medida que os reajustes ocorrem com o passar do tempo). Esse aumento e a trajetória ascendente são confirmados pelos resultados da estimação do modelo 4.

Em outras palavras, obteve-se um retorno crescente de 3,025% na diferença de salário real ao ano, em média, ao longo do período de tempo considerado. É importante relembrar que a principal razão para usar o log da diferença salarial real é impor um efeito percentual constante do tempo sobre a diferença salarial que, retorna, valores absolutos reais cada vez maiores ao longo dos anos considerados.

Por exemplo, para os anos iniciais desta análise (de 2001 para 2002) a diferença salarial real entre os cargos foi de R$35 (R$1.197 – R$1.162) e, para os anos finais, (de 2022 para 2023) a diferença foi de R$65,74 (R$2.239,38 – R$2.173,64). Tais valores em R$ mudam ao longo da reta estimada, mas a porcentagem é constante. No Gráfico 7 abaixo é possível verificar a Função de Regressão Amostral (FRA) deste último modelo estimado (Modelo 4)

Gráfico 7 – Reta de Regressão do Log da Diferença Salarial Real entre os cargos



Fonte: Elaborado pela autora (2026).

Assim como demonstrado com a análise nominal, do ponto de vista real (do poder de compra) o abismo entre as carreiras está se acentuando.

Os modelos estimados apresentam diagnósticos econométricos robustos, principalmente ao considerar uma amostra pequena (com n=9 observações). A pressuposição de homocedasticidade dos resíduos foi confirmada pelo teste de Breusch-Pagan, cujos p-valores foram expressivamente superiores ao nível de significância usual de 5% em todas as especificações: variando de 0,792 no Modelo (3) a 0,847 no Modelo (4). Adicionalmente, o teste de Shapiro-Wilk não rejeitou a hipótese nula de normalidade dos resíduos (com p-valores de 0,206; 0,216; 0,228 e 0,886, respectivamente), o que assegura a validade das inferências estatísticas em amostras pequenas. Os testes de Durbin-Watson indicaram a presença de autocorrelação de primeira ordem nos resíduos em todos os modelos estimados, dado que os p-valores foram consistentemente inferiores a 5%. Diante dessa evidência, procedeu-se à estimação utilizando erros-padrão robustos de Newey-West (HAC) para os quatro modelos apresentados.

Por fim, a Estatística F revelou-se estatisticamente significante ao nível de 5% em todas as regressões (p-valor menor que 0,05, representado por **), rejeitando a hipótese nula de que os coeficientes sejam conjuntamente iguais a zero e validando a capacidade explicativa global de todos os modelos propostos.

8. Discussão teórica dos resultados

A Teoria Neoclássica, consolidada a partir da Revolução Marginalista, considerava o trabalho um custo para a empresa, assemelhando-se a qualquer outro insumo ou matéria-prima utilizada no processo produtivo. O trabalho era visto como um fator de produção homogêneo cujo preço (salário) é determinado no ponto de equilíbrio em que ocorre a intersecção entre a oferta de trabalho e a curva de demanda por trabalho da firma (Marshall, 1890).

Posteriormente, Samuelson (1947) formalizou matematicamente o modelo de otimização em que a firma busca maximizar seu lucro. Um dos resultados fundamentais desse modelo estabelece que a Produtividade Marginal do Trabalho ($PMgL$) multiplicada pelo preço do bem (P) deve ser igual ao salário nominal (W). Visto de outra forma, o salário real do trabalhador é determinado por sua produtividade marginal: $\frac{W}{P} = PMgL$.

Sob a ótica da teoria neoclássica, a convergência de atividades e funções entre Analistas e Técnicos deveria levar à convergência salarial, dado que, nesse modelo, apenas diferenciais de produtividade marginal justificam disparidades nos salários reais.

Esses conceitos foram reformulados quando o termo "Capital Humano" foi popularizado por Theodore Schultz (1961), encontrando respaldo também nos desdobramentos dos modelos de Solow (1956) e, posteriormente, nas teorias de crescimento endógeno. Segundo essa abordagem, os trabalhadores carregam consigo diferentes níveis de habilidades, conhecimentos, estoque de saúde e capacidades: atributos que geram heterogeneidade entre os trabalhadores e diferenças salariais significativas.

O trabalho pioneiro de Mincer (1958, 1974) apresentou a clássica equação de determinação de ganhos a partir dos componentes de escolaridade e experiência. O autor desenvolveu um modelo matemático que permitiu mensurar o retorno financeiro de cada ano adicional de estudo e, além disso, demonstrou que a relação entre salários e experiência é não linear. Ela apresenta um crescimento côncavo: os salários aumentam a taxas decrescentes no início da carreira, atingem um pico (maturidade) e depois começam a declinar devido à depreciação do capital humano e aos efeitos do ciclo de vida.

Diversos desdobramentos derivaram dessas ideias, demonstrando que os indivíduos constroem sua própria capacidade produtiva por meio de investimentos deliberados em educação e treinamento. Por outro lado, a Teoria da Sinalização de Spence (1973) surge como um contraponto à Teoria do Capital Humano. O pesquisador argumenta que, em vez de aumentar a produtividade do indivíduo, a educação atua como um mecanismo para reduzir a assimetria de informação no mercado de trabalho, sinalizando aos empregadores os candidatos que buscaram se qualificar. Essa sinalização funciona como um "selo de garantia": o mercado valoriza o diploma não necessariamente pelo conhecimento prático adquirido, mas porque ele indica que o candidato possui atributos como resiliência, disciplina e capacidade de cumprir metas de longo prazo.

É possível traçar um paralelo direto entre essas discussões teóricas e a situação prática analisada neste estudo. No passado, o Analista ingressava na organização com uma remuneração superior devido ao seu 'capital humano inicial' — ou, mais precisamente, à sinalização do diploma exigido pelo cargo. Sob a ótica de Spence (1973), essa antiga exigência de nível superior operava frequentemente como um filtro de seleção (sinalização). Ao longo do tempo, essa diferenciação (que deu origem ao abismo salarial) desaparece, pois ambos os profissionais são resilientes, disciplinados e cumprem metas de longo prazo visto que executam as mesmas funções. Após o ingresso no órgão, a produtividade real do Analista converge com a do Técnico. Em outras palavras, essa diferença que ocorria no momento do ingresso é neutralizada no cotidiano, à medida que as funções se equalizam na rotina operacional. Além disso, atualmente, para ambos os profissionais é exigida a mesma escolaridade (nível superior) como um dos requisitos de ingresso ao órgão.

Na prática, a qualificação inicial atuava como um "fator multiplicador" desvinculado tanto da produtividade quanto das habilidades inatas do indivíduo. O pressuposto implícito dessa defesa é que a complexidade do trabalho é que deveria demandar profissionais mais habilidosos para executá-lo. Se todos executam as mesmas atividades, as qualificações adquiridas não estão cumprindo seu papel nem do ponto de vista da sinalização nem do ponto de vista de capacidades construídas, segundo Mincer

(1958, 1974). Nesse contexto, os argumentos de Spence (1973) e Mincer (1958; 1974) são invalidados. Ao aplicar o mesmo índice linear de reajuste percentual para ambos os cargos, o incremento absoluto no salário do Analista é significativamente maior do que o do Técnico, gerando uma distorção estrutural e matemática do modelo de reajuste. Tal distorção foi comprovada pelos métodos econométricos para todas as especificações.

O Técnico permanece retido em uma progressão financeira mais lenta — mesmo que seu capital humano e sua experiência tenham evoluído igualmente à do Analista, incluindo a aquisição do efeito Diploma: como dito anteriormente, a maioria dos Técnicos do Judiciário possui o mesmo grau de escolaridade dos Analistas. Enquanto este último capitaliza ganhos absolutos maiores a cada reajuste, o abismo salarial sem correspondência em termos de produtividade marginal diferencial se amplia.

A consequência de longo prazo é a marginalização progressiva, tanto nominal quanto real, da carreira de Técnico quando comparada à de Analista. É fundamental destacar, como já reforçado, que esse fenômeno não decorre de desatualização de competências ou de disparidades na execução das atividades — dado que ambos os cargos desempenham as mesmas funções com o mesmo nível de entrega.

Trata-se de uma desvantagem estritamente estrutural: mesmo sob reajustes percentuais idênticos e rotinas operacionais idênticas, a carreira de Analista captura uma parcela maior do crescimento econômico devido, unicamente, ao seu valor de partida.

Como demonstrado pelos números apresentados, essa dinâmica alarga continuamente a distância financeira absoluta entre os cargos, penalizando severamente a trajetória de renda dos Técnicos e reduzindo a atratividade econômica dessa carreira, a despeito de sua relevância e capacidade de execução.

Essa discussão teórica foi feita tendo como referência que o abismo salarial é positivo e crescente, de acordo com os resultados dos modelos econométricos estimados. O aumento da diferença salarial real decorre do fato de que os salários dos analistas crescem mais rapidamente do que os salários dos técnicos ao longo do tempo. O crescimento real dos analistas foi mais intenso (R$110 ao ano contra R$67 ao ano para os técnicos, ambos em média): isso ampliou progressivamente a diferença salarial real entre as carreiras. O mesmo fato pode ser demonstrado pela inclinação positiva da diferença salaria real ao longo dos anos, evidenciada tanto em relação à variável nominal e real quanto à diferentes especificações (em nível e log-nível).

9. Considerações Finais

Com base no estudo econométrico realizado neste estudo, as conclusões podem ser aprofundadas em alguns eixos fundamentais que explicam a natureza, a mecânica e o impacto do "abismo salarial" no Poder Judiciário Federal.

O primeiro deles mostra, por meio de validação econométrica, que o distanciamento entre as carreiras não é meramente aleatório, mas apresenta uma tendência sistemática e estatisticamente significativa ao longo do tempo.

A análise Nominal mostrou que, a cada novo ano de reajuste, a distância (ou diferença) entre o salário de um Analista e de um Técnico aumenta, em média, R$ 326,00. A natureza linear da regressão garante que esse incremento ocorre ao longo de toda a Função de Regressão Amostral (FRA). Ao assumir a especificação do modelo Log-Nível, obteve-se uma taxa de crescimento contínua de 8,9% ao ano (ao longo de todo o período) o que gera um efeito acumulado expressivo: a diferença nominal saltou de R$ 151,00 em 2001 para R$ 983,00 em 2023.

A análise Real mostrou que, mesmo eliminando a "ilusão monetária" e descontando a inflação, o abismo (medido em termos do poder de compra) persiste, crescendo R$ 41,77 por ano (ao considerar a especificação em nível). O retorno anual da diferença real, ao considerar o modelo Log-Nível, é de aproximadamente 3,025%, confirmando que o Analista se distancia do Técnico também em termos de poder de compra absoluto (a diferença real média saltou de R$ 35,00 em 2001 para R$ 65,74 em 2023).

Houve uma sutil aproximação das curvas salariais observadas nos últimos anos, que não deve ser confundida com uma redução da desigualdade. Dois efeitos explicam esse fenômeno. O primeiro deles foi a corrosão Inflacionária: entre 2006 e 2023, a inflação (IPCA) acumulada de 396,85% gerou uma perda real para ambas as categorias. A aparente redução do diferencial real (de R$ 2.125 para R$ 1.753) é, na verdade, um achatamento salarial compartilhado. Como nenhum dos cargos teve reposição integral da inflação, ambos empobreceram frente ao custo de vida, caracterizando um nivelamento pela perda de poder aquisitivo e não por uma reforma estrutural benéfica aos Técnicos.

Além disso, é importante observar que essa é uma análise de fluxo (ou seja, realizada para cada período de tempo). As perdas financeiras sentidas pelos Técnicos se configuram como uma variável de estoque, ou seja, foram se acumulando ao longo do tempo, pois em nenhum momento houve qualquer tipo de reparação desse desequilíbrio.

O estudo conclui que, ao aplicar reajustes percentuais idênticos (lineares) sobre bases salariais distintas, o Estado gera incrementos absolutos maiores para quem possui o maior salário. Essa situação gera velocidades de crescimento diferentes: enquanto o salário real dos Analistas cresce a uma velocidade de R$ 110,70/ano, o dos Técnicos avança a apenas R$ 68,93/ano. Essa "desigualdade de ascensão" garante que o Analista capture uma parcela desproporcionalmente maior do crescimento econômico, tornando o abismo cada vez maior (e estrutural) ao longo dos anos.

Outra conclusão do estudo é que as justificativas teóricas clássicas, enunciadas por estudiosos da Economia do Trabalho, para tal diferença salarial não se sustentam na realidade do Judiciário.

A teoria Neoclássica sobre o Mercado de Trabalho, que sugere que salários reais diferentes refletem produtividades marginais diferentes, é invalidada pela equalização das rotinas operacionais, uma vez que Técnicos e Analistas desempenham as mesmas funções. O argumento minceriano de considerar o trabalho não mais como insumo, mas sim como capital humano dotado de habilidades inatas, estoque de saúde e níveis de conhecimento distintos; não se sustenta, pois ambos os profissionais são utilizados sem distinção para executar tarefas complexas. Por fim, ainda que a Teoria da Sinalização de Spence servisse, no passado, para parcialmente justificar a entrada diferenciada na carreira, suas ideias perdem força, quando se considera que, atualmente, a maioria dos Técnicos possui o mesmo nível de escolaridade (ensino superior), experiência e qualidade da entrega dos serviços públicos dos Analistas, mas permanecem retidos em uma estrutura remuneratória inferior.

No passado, o diploma do Analista, que colocou esse cargo em um patamar de remuneração acima da remuneração dos Técnicos, que era para funcionar como um filtro de ingresso (sinalização) foi uma estratégia equivocada. A principal razão que justifica tal inadequação é que, ao longo do tempo, verificou-se que, entre os cargos, não há diferenciação da entrega efetiva de trabalho, em termos de qualidade, eficiência e comprometimento.

Portanto, a manutenção do modelo atual condena a carreira de Técnico a uma marginalização econômica, na qual a distância financeira absoluta para o cargo de Analista se alarga continuamente, a despeito de ambos possuírem a mesma capacidade de execução e relevância para o órgão.

Diante do exposto, o fato do Técnico estar preso a uma progressão financeira mais lenta, independentemente de sua qualificação ou produtividade, representa um risco institucional que necessita ser suprimido: seja por meio da unificação das carreiras ou pela aproximação financeira entre elas. Uma possível sugestão seria a criação de uma base de indexação única para ambos os cargos na qual os reajustes deveriam incidir.

10. Referências Bibliográficas

ANATECJUS (Associação Nacional dos Analistas e Técnicos do Poder Judiciário da União). **Dossiê PJU (Parte 2/3): como o reajuste linear criou um abismo salarial e desvalorizou o cargo de técnico no Judiciário Federal**. Brasília, DF, 2024. Disponível em: https://anatecjus.org.br/dossie-pju-parte-2-3-como-o-reajuste-linear-criou-um-abismo-salarial-e-desvalorizou-o-cargo-de-tecnico-no-judiciario-federal/. Acesso em: 9 maio. 2026.

BLANCHARD, Olivier. **Macroeconomia**. Tradução de Cláudia Martins e Cecília de Mattos. 4. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2007.

FISHER, Irving. **The money illusion**. New York: Adelphi Company, 1928.

GALTON, Francis. Regression towards mediocrity in hereditary stature. **The Journal of the Anthropological Institute of Great Britain and Ireland**, v. 15, p. 246-263, 1886.

MARSHALL, Alfred. **Principles of economics**. London: Macmillan and Co., 1890.

MINCER, Jacob. Investment in human capital and personal income distribution. **Journal of Political Economy**, v. 66, n. 4, p. 281-302, 1958.

MINCER, Jacob. **Schooling, experience, and earnings**. New York: National Bureau of Economic Research, 1974.

PEARSON, Karl; LEE, Alice. On the laws of inheritance in man: I. Inheritance of physical characters. **Biometrika**, v. 2, n. 4, p. 357-462, 1903.

SAMUELSON, Paul Anthony. **Foundations of economic analysis**. Cambridge: Harvard University Press, 1947.

SARTORIS, Alexandre. **Estatística e introdução à econometria**. 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2013.

SCHULTZ, Theodore William. Investment in human capital. **The American Economic Review**, v. 51, n. 1, p. 1-17, 1961

SOLOW, Robert M. A contribution to the theory of economic growth. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 70, n. 1, p. 65-94, 1956.

SPENCE, Michael. Job market signaling. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 87, n. 3, p. 355-374, 1973.

STOCK, James H.; WATSON, Mark W. **Econometria**. Tradução de Reginaldo Carmello Corrêa de Santana. São Paulo: Addison Wesley, 2004.

VASCONCELLOS, Marco Antonio Sandoval de; GARCIA, Manuel Enriquez. **Fundamentos de economia**. 3. ed. São Paulo: Saraiva, 2008.

WOOLDRIDGE, Jeffrey M. **Introdução à econometria**: uma abordagem moderna. Tradução de Rogério Cézar de Souza. 4. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2010.

Apêndice

Script do R

```
#Script PJU
rm(list=ls())
setwd("D:/Nova pasta/Meu Drive/PJU")

#instalando pacotes:
install.packages("tidyverse")
install.packages("dplyr")
install.packages("readxl")
install.packages("sandwich")
install.packages("lmtest")
install.packages("modelsummary")
install.packages("ggplot2")

#carregando pacotes
library(tidyverse)
library(dplyr)
library(readr)
library(readxl)
library(sandwich)
library(lmtest)
library(stargazer)
library(modelsummary)
library(ggplot2)

#lendo os dados
data_sal=read_excel("pju_novo2.xlsx")
View(data_sal)
colnames(data_sal)

#estatísticas descritivas da base de dados
summary(data_sal)

#Gerando a tabelas de estatísticas descritivas
datasummary_balance(~1, data = data_sal)
datasummary_skim(data_sal, type = "numeric")
```

```
datasummary(Tempo + Tempo2 + SalNomAna + SalNomTec + DifSalNom + IPCA +
SalRealAna + SalRealTec + DifSalReal ~ Mean + SD + Min + Max, data = data_sal)

#centralizando a variável tempo.
#1996 vira zero e a constante passa a representar o diferencial salarial
#em relação à 1996
data_sal2$Tempo2 <- data_sal2$Tempo - 1996

#Começando pela Análise Nominal:
olsn=lm(DifSalNom~Tempo2, data_sal)
summary(olsn)
bptest(olsn)

olsn2=lm(SalNomTec~Tempo2, data_sal)
summary(olsn2)
bptest(olsn2)

olsn3=lm(SalNomAna~Tempo2, data_sal)
summary(olsn3)
bptest(olsn3)

olsn4=lm(log(DifSalNom)~Tempo2, data_sal)
summary(olsn4)
bptest(olsn4)
coeftest(olsn4, vcov = vcovHC(olsn4, type = "HC3"))
coeftest(olsn4, vcov. = NeweyWest(olsn4))

#O teste de Breusch-Pagan não indicou heterocedasticidade no modelo 1 a 3,
#há evidência no modelo 4 (foram considerados erros-padrão robustos).

#teste de normalidade
shapiro.test(residuals(olsn))
shapiro.test(residuals(olsn3))
shapiro.test(residuals(olsn2))
shapiro.test(residuals(olsn4))

#teste de autocorrelação
library(lmtest)
dwtest(olsn)
```

```
dwtest(olsn3)
dwtest(olsn2)
dwtest(olsn4)

#último modelo acusou autocorrelação, fazer erros-padrão robustos
coeftest(olsn4, vcov. = NeweyWest(olsn4))

#considerando esse último modelo: fazer o exercício de aplicar a porcentagem
constante nos níveis

# Previsão para o ano 26
prev_5=exp(predict(olsn4,       newdata       =       data.frame(Tempo2=5),
interval="confidence"))
prev_5

prev_6=exp(predict(olsn4,       newdata       =       data.frame(Tempo2=6),
interval="confidence"))
prev_6

# Previsão para o ano 26
prev_26 <- exp(predict(olsn4, newdata = data.frame(Tempo2 = 26), interval =
"confidence"))
prev_26

# Previsão para o ano 27
prev_27 <- exp(predict(olsn4, newdata = data.frame(Tempo2 = 27), interval =
"confidence"))
prev_27

# Variação absoluta em reais
variacao_reais <- prev_5[1] - prev_6[1]
print(variacao_reais)

# Variação absoluta em reais
variacao_reais2 <- prev_27[1] - prev_26[1]
print(variacao_reais2)

#Exportando os resultados dos quatro modelos:
stargazer(olsn, olsn3, olsn2, olsn4, type = "text")
```

```
#Usando o ggplot para fazer o gráfico da reta de regressão da Diferença
#Salarial Nominal
ggplot(data_sal, aes(x = Tempo2, y = DifSalNom)) +
  geom_point(color = "blue") +                    # Gráfico de dispersão
  geom_smooth(method = "lm", color = "red", se = TRUE) + # Linha de MQO
  labs(title = "Reta de Regressão por MQO", x = "Anos de Reajuste", y =
"Diferença Salarial Nominal")

##################################################
#Análise Real
##################################################

ols=lm(DifSalReal~Tempo2, data_sal)
summary(ols)
bptest(ols)

ols2=lm(SalRealTec~Tempo2, data_sal)
summary(ols2)
bptest(ols2)

ols3=lm(SalRealAna~Tempo2, data_sal)
summary(ols3)
bptest(ols3)

ols6=lm(log(DifSalReal)~Tempo2, data_sal)
summary(ols6)
bptest(ols6)

#teste de normalidade
shapiro.test(residuals(ols))
shapiro.test(residuals(ols3))
shapiro.test(residuals(ols2))
shapiro.test(residuals(ols6))
#não há evidencias estatísticas de não normalidade dos resíduos

#teste de autocorrelação
dwtest(ols)
dwtest(ols3)
```

```
dwtest(ols2)
dwtest(ols6)

#todos deram autocorrelação: calcular erros-padrão robustos:
coeftest(ols, vcov. = NeweyWest(ols))
coeftest(ols3, vcov. = NeweyWest(ols3))
coeftest(ols2, vcov. = NeweyWest(ols2))
coeftest(ols6, vcov. = NeweyWest(ols6))

stargazer(ols, ols3, ols2, ols6, type = "text", output = "D:/Nova pasta/Meu
Drive/PJU/regressao.txt")

#Considerando o último modelo em log:
var = exp(0.02980)-1
var2 = var*100
var2

#predicts agora para salários reais
prev_5r = exp(predict(ols6, newdata = data.frame(Tempo2=5),
interval="confidence"))
prev_5r

prev_6r = exp(predict(ols6, newdata = data.frame(Tempo2=6),
interval="confidence"))
prev_6r

# Variação absoluta em reais para anos iniciais
variacao_reais <- prev_6r[1] - prev_5r[1]
print(variacao_reais)
porcr = (variacao_reais/prev_5r[1])*100
porcr
#bateu = 3,025%
prev_6r[1]
prev_5r[1]

# Previsão para o ano 26
prev_26 <- exp(predict(ols6, newdata = data.frame(Tempo2 = 26), interval =
"confidence"))
prev_26[1]
```

```
# Previsão para o ano 27
prev_27 <- exp(predict(ols6, newdata = data.frame(Tempo2 = 27), interval =
"confidence"))
prev_27

# Variação absoluta em reais
variacao_reais2 <- prev_27[1] - prev_26[1]
print(variacao_reais2)

# No R, para ver a evolução real (descritiva – antes da regressão):
library(ggplot2)
ggplot(data_sal, aes(x=Tempo)) +
  geom_line(aes(y=SalRealAna, color="Analista"), size=1) +
  geom_line(aes(y=SalRealTec, color="Técnico"), size=1) +
  labs(title="Evolução Histórica do Poder de Compra Real",
       y="Salário Deflacionado (R$)",
       x="Ano") +
  theme_minimal()

#Usando o ggplot para o gráfico do Log(DifSalReal)
ggplot(data_sal, aes(x = Tempo, y = log(DifSalReal))) +
  geom_point(color = "blue") +                    # Gráfico de dispersão
  geom_smooth(method = "lm", color = "red", se = TRUE) + # Linha de MQO
  labs(title = "Reta de Regressão do LogDifSalReal", x = "Anos de Reajuste",
y = "Log Diferença Salarial Real")
```

Sobre a autora

Juliana Souza Scriptore Moreira
Endereço para acessar este CV:
http://lattes.cnpq.br/9761891817848308
ID Lattes: 9761891817848308
Última atualização do currículo em 14/04/2025

Possui graduação em Ciências Econômicas pela Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (2005). Mestre em Economia Aplicada pela Universidade de São Paulo, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade de Ribeirão Preto (2010). Doutora em Teoria Econômica pela Universidade de São Paulo, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade (2016). Atualmente é Professora Adjunta da Universidade Federal de São Paulo, Departamento de Ciência e Tecnologia (DCT), campus São José dos Campos, São Paulo. Tem experiência na área de Economia, com ênfase em Economia Regional e Urbana. (Texto informado pelo autor)