

## Desistência acadêmica em cursos de Tecnologia da Informação no IFPE: Uma Análise de Sobrevivência

Fernanda Sales<sup>1</sup>, Verlayne K. H. R. Araújo<sup>1</sup>, Yanka M. A. S. Sales<sup>1</sup>,  
Diogo L. da Silva<sup>1</sup>, Thiago V. Bezerra<sup>2</sup>, Lara Andrade<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Instituto Federal de Pernambuco (IFPE)  
Palmares – PE – Brazil

<sup>2</sup> Universidade Federal de Pernambuco (UFPE)  
Recife – PE – Brazil

{verlayne.araujo, diogo.lopes}@palmares.ifpe.edu.br

{mflos, ymass, lesa2}@discente.ifpe.edu.br

tvb@cin.ufpe.br

**Abstract.** *This article investigates student dropout in Information Technology programs at the Federal Institute of Pernambuco (IFPE). This is a quantitative study based on longitudinal data from a cohort of 16,264 students enrolled between 2001 and 2025. Survival Analysis was applied, with emphasis on the Cox Proportional Hazards Regression Model, to model the time until dropout and identify the effects of academic and demographic covariates. The independent variables analyzed were: age, gender, grade point average, education level, study shift, and race/ethnicity. The model was fitted with 14,587 observations and showed good discriminative ability ( $c$ -index = 0.81). Results indicated that grade point average was the main protective factor, reducing the risk of dropout by approximately 30% for each additional point. It is concluded that strategies aimed at improving academic performance and adjusting course schedules can significantly reduce dropout rates, providing support for more effective educational policies at IFPE and similar institutions.*

**Resumo.** *Este artigo investiga a evasão em cursos de Tecnologia da Informação do Instituto Federal de Pernambuco (IFPE). Trata-se de um estudo quantitativo, baseado em dados longitudinais de uma coorte de 16.264 alunos matriculados entre 2001 e 2025. Para a análise estatística, utilizou-se a Análise de Sobrevivência, com destaque para o modelo de Regressão de Riscos Proporcionais de Cox, visando modelar o tempo até a ocorrência da evasão e identificar o efeito de covariáveis acadêmicas e demográficas. As variáveis independentes analisadas foram: idade, sexo, coeficiente de rendimento, nível de ensino, turno e cor/raça. O modelo foi ajustado com 14.587 observações e apresentou boa capacidade discriminativa ( $c$ -index = 0,81). Os resultados indicaram que o coeficiente de rendimento foi o principal fator protetivo, reduzindo o risco de evasão em aproximadamente 30% a cada ponto adicional. Estudantes do turno matutino apresentaram risco 21% maior de evasão em comparação ao turno vespertino, enquanto o turno noturno apresentou risco 15% menor. Conclui-se que estratégias voltadas à melhoria do desempenho acadêmico e à adequação da*

*oferta de turnos podem contribuir significativamente para a redução da evasão, fornecendo subsídios para políticas educacionais mais eficazes no IFPE e em instituições similares.*

## 1. Introdução

A evasão é conceituada como um fenômeno complexo e multifatorial [Silva Filho et al. 2007], especialmente em cursos da área de ciências exatas. Dessa forma, compreender os fatores que levam à desistência exige uma abordagem criteriosa e embasada. Segundo dados do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep) [Vieira et al. 2024], a taxa de desistência no ensino superior brasileiro tem oscilado ao longo dos anos, mas permanece em patamares preocupantes.

Em 2021, a taxa de evasão foi de aproximadamente 18% nas instituições públicas e 36% nas instituições privadas [Vieira et al. 2024]. Cursos noturnos e a distância (EAD) tendem a apresentar taxas de evasão mais altas, principalmente devido ao perfil dos estudantes, que muitas vezes conciliam estudos com trabalho e outras responsabilidades. Em 2021, o Censo da Educação Superior registrou 8,7 milhões de matrículas no ensino superior e 3,2 milhões de desistências [Inep 2021]. Isso significa que, em média, 1 em cada 3 estudantes abandona o curso antes da conclusão. As taxas de evasão variam entre as regiões do Brasil, conforme detalhado na Tabela 1:

**Tabela 1. Dados Regionais**

<b>Região</b>	<b>Evasão (Instituição Privada)</b>	<b>Evasão (Instituição Pública)</b>
Norte	40,2%	21,5%
Nordeste	38,7%	20,3%
Sudeste	35,1%	17,8%
Sul	33,5%	16,2%
Centro-Oeste	36,4%	18,9%

Fonte: (INEP, 2021).

As regiões Norte e Nordeste apresentam as taxas mais altas, indicando maiores desafios econômicos e de infraestrutura. Ao restringir a análise a área de Tecnologia da Informação (T.I), observa-se um agravamento desses indicadores. De acordo com o Mapa do Ensino Superior do Brasil [Kvamme et al. 2019], cursos presenciais de T.I têm uma evasão de 38,5%, enquanto a média de todas as outras áreas é de 30,7%.

Diante desse contexto, o presente estudo tem como objetivo investigar os fatores sociodemográficos, acadêmicos e institucionais associados ao tempo de permanência e ao risco de desistência de estudantes de cursos superiores na área de Tecnologia da Informação, por meio de análise de sobrevivência. Especificamente, busca-se: (i) identificar variáveis protetivas e de risco para a evasão; (ii) comparar o comportamento da desistência entre modalidades de ensino; e (iii) oferecer subsídios empíricos para políticas institucionais de permanência estudantil.

## 2. Revisão da Literatura

Diversos estudos abordam a análise de fatores que possuem maior peso na ocorrência da evasão. Cor/raça é frequentemente apontada como um fator de desigualdade educacional, estando associada a maiores taxas de evasão [Inep 2021, Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep) 2022].

Gomes e Hirata [Nierotka et al. 2023] evidenciam que mulheres e brancos possuem menor risco de evadir. Atualmente, em muitos países, inclusive no Brasil, a proporção de mulheres que concluem o ensino terciário é maior que a de homens [Brasil. Ministério da Educação (MEC) 2022].

Segundo Gisi [Gomes and Hirata 2022], é difícil a permanência no ensino superior para os alunos de setores sociais menos favorecidos, não só pela falta de recursos para pagar as mensalidades, mas também pela falta de aquisição de “capital cultural”. No estudo feito na UFRJ, Klitzke e Carvalhaes [Klitzke and Carvalhaes 2023] mostram que a taxa de evasão é maior no primeiro, terceiro e quinto período, o que pode indicar que, se o aluno não vai bem no curso em termos de desempenho acadêmico no início da sua trajetória, esse se torna um dos fatores contribuintes para a evasão imediata ou mais tardia.

Dentre as abordagens estatísticas para analisar a evasão, a modelagem de sobrevivência se destaca por permitir a investigação do tempo até a ocorrência do evento de interesse, neste cenário, a desistência do curso. A Regressão de Cox, em particular, possibilita a identificação de variáveis que influenciam a evasão ao longo do tempo [Paula and Picanço 2024], e será melhor detalhada na Seção 3.

## 3. Metodologia

Esta pesquisa é de caráter exploratório, quantitativo, com foco na análise de sobrevivência para investigar os fatores associados ao tempo de permanência e ao risco de desistência de alunos.

### 3.1. Pré-Processamento dos Dados

O conjunto de dados utilizados foi fornecido, de forma anonimizada, pela reitoria do Instituto Federal de Pernambuco e contém o registro de 16264 alunos matriculados dos anos 2001 até 2025. As informações incluem dados extraídos do Sistema Acadêmico, tais como: sexo, idade, raça, naturalidade, curso, presença, coeficiente de rendimento, entre outros. Neste estudo, considera-se desistência qualquer forma de desligamento definitivo do curso original, independentemente do motivo administrativo, uma vez que o interesse analítico está na interrupção da trajetória acadêmica no curso de ingresso. Para a modelagem do tempo até a desistência, foi utilizado o modelo de Regressão de Riscos Proporcionais de Cox, tendo como variável dependente o tempo de permanência no curso, medido em meses (Meses Matriculado), e como variável de evento a ocorrência da desistência. Esta foi identificada por meio da coluna Situação Matrícula, na qual os alunos que apresentavam os seguintes rótulos: Abandono/Evasão, Cancelamento Voluntário, Cancelamento Compulsório, Falecido, Transferido Interno, Transferido Externo e Jubilado foram codificados como evento (valor 1). Os demais casos: Matriculado, Aguardando ENADE, Concludente, Concluído, Estagiario (Concludente), Projeto Final (Concludente), Trancado, Matrícula Vínculo Institucional, Formado, Concluído, Aguardando Colação

de Grau, foram tratados como censura (valor 0), indicando que o evento de interesse (desistência) não foi observado até o final do acompanhamento. As variáveis categóricas foram transformadas em dummies, adotando-se categorias de referência apropriadas para interpretação dos Hazard Ratios. A escolha dessas variáveis foi fundamentada na literatura e na disponibilidade de dados, considerando fatores acadêmicos, de sexo, turno, raça e institucionais que podem influenciar a desistência. A etapa de limpeza dos dados foi dividida em três partes principais: (1) remoção de colunas irrelevantes ou com alta proporção de valores ausentes; (2) exclusão de alunos jubilados; e (3) exclusão de registros com inconsistências.

1. Foram removidas do estudo as colunas que continham mais de 50% de valores ausentes ou que representavam apenas códigos, como: Cod\_Aluno, cod\_matricula, Matricula, Cod\_instituicao, Pólo Municipal, Turno Ingresso, Regime Internato, Grupo Étnico, Area Procedência Escola Origem, C.E.P., Bairro, Cod\_cidade, PercentualFrequencia, Ano\_Conclusao\_Ensino\_Medio, necessidades\_especiais, N\_Membros\_Familia, Cod\_Nacionalidade, EIXO\_TECNOLÓGICO, Renda Familiar, Renda Familiar Per Capita SIG, Renda Familiar Per Capita PNP, Cod\_curso, Desc\_Forma\_Ingresso\_Matricula e Última Presença.
2. Durante a análise, identificou-se a presença de alunos sem informação de data de conclusão do curso, o que implicava em uma sobrevivência indefinida no estudo. Para permitir o cálculo de jubramento, foi atribuída a esses alunos a data limite do estudo (junho de 2025) como data de conclusão fictícia. Com isso, foi possível aplicar o critério de jubramento e excluí-los da base.
3. Também foram removidos registros com inconsistências temporais evidentes, como alunos com data de nascimento em 1990 e data de conclusão de curso em 1997.

Após a limpeza, foi possível converter as variáveis restantes para um formato adequado à modelagem estatística, e aplicadas as duas análises do estudo: (1) dados gerais de todas as modalidades de ensino e (2) apenas a modalidade de ensino superior.

1. Na primeira análise, foram utilizados dados de todas as modalidades de ensino, considerando os seguintes critérios: idade, sexo, coeficiente de rendimento, nível de ensino, turno e cor/raça. O total de registros válidos para essa etapa foi de 14.587 estudantes.
2. Na segunda análise, foi criado um subconjunto do conjunto de dados original, contendo apenas estudantes matriculados em cursos superiores, especificamente das modalidades Tecnólogo, Bacharelado e Licenciatura. Os mesmos critérios anteriores foram aplicados, resultando em 3.433 registros válidos para esta etapa da análise.

### **3.2. Análise Estatística**

Para investigar os fatores associados ao tempo de permanência e ao risco de desistência dos alunos, utilizou-se o modelo de regressão de riscos proporcionais de Cox [Mendes et al. 2021], em conjunto com a técnica de sobrevivência de Kaplan-Meier [Bowen et al. 2009]. Esse modelo é amplamente aplicado em estudos de sobrevivência por permitir a análise do tempo até a ocorrência de um evento de interesse [Roksa et al. 2007], considerando a presença de observações censuradas ou seja, aquelas em que o evento não ocorreu até o final do período de acompanhamento bem como o conjunto de critérios para a

ocorrência do evento [Singer and Willett 2003], [Cox 1972]. Adicionalmente, a técnica de Kaplan-Meier possibilita a análise da sobrevivência de grupos distintos e sua comparação. A escolha dessa abordagem justifica-se pela característica censurada dos dados e pela variação nos tempos de observação associados ao evento de desistência.

### 3.3. Kaplan-Meier

A técnica de Kaplan-Meier é utilizada para estimar a função de sobrevivência a partir de dados censurados, onde o tempo (tempo no curso) até a ocorrência de um evento (como evasão/desistência) não é observado para todos os indivíduos.

$$S(t) = \prod_{i: t_i \leq t} \left( 1 - \frac{d_i}{r_i} \right)$$

Onde:

- $S(t)$  é a estimativa da função de sobrevivência no tempo  $t$ .
- $d_i$  é o número de eventos (por exemplo, evasão/desistência) que ocorrem no instante de tempo  $t_i$ .
- $r_i$  é o número de indivíduos “em risco” no instante de tempo  $t_i$ , ou seja, o número de indivíduos que ainda não tiveram o evento e não foram censurados.
- A multiplicação ( $\prod$ ) é realizada para todos os instantes de tempo  $t_i$  que são menores ou iguais a  $t$ .

### 3.4. Modelo de Regressão de Riscos Proporcionais de Cox

Este é um modelo semiparamétrico particularmente adequado para dados de tempo até o evento com observações censuradas, como é o caso deste estudo, que analisa o tempo até a desistência dos alunos, pois não exige a especificação da forma da função de risco basal. Isso é especialmente útil quando a forma dessa variação é desconhecida ou complexa, como ocorre no contexto educacional, onde os fatores que influenciam a desistência podem mudar ao longo dos semestres ou anos de curso. O modelo pode ser expresso pela seguinte equação:

$$h(t | X) = h_0(t) \cdot \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p)$$

Onde:

- $h_0(t)$ : função de risco basal, que representa o risco de desistência ao longo do tempo para um aluno.
- $\beta_1, \beta_2 \dots \beta_p$ : coeficiente das covariáveis  $X_1, X_2 \dots X_p$ , como sexo, cotas, idade, entre outras características dos alunos.
- $\exp(\beta_i)$ : razão de risco (*hazard ratio*, HR) associada à variável  $X_i$ .

A razão de risco (HR) fornece uma interpretação direta do efeito das variáveis sobre o risco de desistência: um HR maior que 1 indica um aumento no risco de desistência; um HR menor que 1 indica um efeito protetor; e um HR igual a 1 indica ausência de efeito em relação à categoria de referência. Todas as análises foram realizadas utilizando a biblioteca lifelines na linguagem de programação Python.

#### 4. Resultados Obtidos

Na primeira análise, o modelo de regressão de riscos proporcionais de Cox foi ajustado com 14.587 observações, das quais 8.462 (58,01%) corresponderam a eventos de desistência e 6.125 (41,99%) a observações censuradas. O modelo apresentou boa capacidade discriminativa, com índice de concordância (c-index) de 0,81. O teste de razão de verossimilhança foi altamente significativo ( $\chi^2(15) = 8.322,44$ ;  $p < 0,001$ ), evidenciando que o conjunto de covariáveis incluídas explica de forma significativa a variação no tempo até a desistência.

Os resultados das influências das variáveis podem ser agrupados em dois tipos: protetivas e não protetivas. As variáveis protetivas indicam um efeito contrário à ocorrência do evento, ou seja, contribuem para que ele não ocorra ou demore mais a ocorrer. Já as variáveis não protetivas estão associadas a um maior risco de ocorrência do evento. Os percentuais correspondentes, quando utilizados os dados de todas modalidades, podem ser observados na Tabela 2 e estão melhor visualizados na Figura 1.

**Tabela 2. Resultados do Modelo de Regressão de Cox**

Variável	HR (exp(coef))	IC 95%	p-valor
Idade de Ingresso	0,99	[0,99 ; 0,99]	< 0,005
Sexo masculino	0,87	[0,83 ; 0,91]	< 0,005
Turno Matutino	1,21	[1,14 ; 1,27]	< 0,005
Turno Noturno	1,0	[0,94 ; 1,05]	0,93
Coefficiente de Rendimento	0,7	[0,70 ; 0,71]	< 0,005
Cor/Raça: Branca	0,9	[0,74 ; 1,09]	0,27
Cor/Raça: Indígena	1,26	[0,79 ; 2,01]	0,34
Cor/Raça: Não dispõe da informação	0,99	[0,81 ; 1,20]	0,9
Cor/Raça: Não quis declarar	1,05	[0,78 ; 1,41]	0,76
Cor/Raça: Parda	0,89	[0,73 ; 1,08]	0,22
Cor/Raça: Preta	0,87	[0,71 ; 1,07]	0,18
Nível/Regime: Integrado	1,03	[0,77 ; 1,38]	0,85
Nível/Regime: Licenciatura Plena	1,53	[1,11 ; 2,11]	0,01
Nível/Regime: Subsequente	1,39	[1,05 ; 1,86]	0,02
Nível/Regime: Tecnólogo	1,01	[0,75 ; 1,35]	0,96

Fonte: elaborado pelo autor.

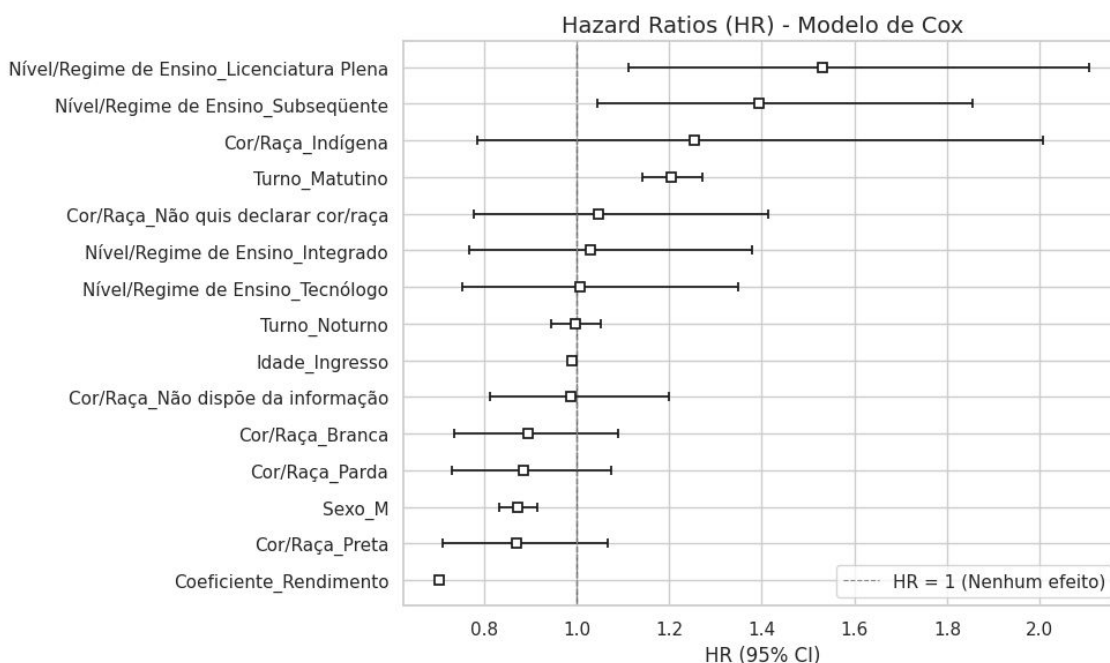
A Tabela 2 apresenta os resultados completos do modelo de regressão de Cox, incluindo os valores de HR, intervalos de confiança e p-valores. A partir desses resultados, a Tabela 3 sintetiza os principais achados, destacando o tipo de efeito e a significância estatística de cada variável.

**Tabela 3. Principais achados do Modelo de Regressão de Cox – todas as modalidades.**

Variável	HR	Interpretação	Tipo	Significância
Sexo masculino	0,87	Risco 13% menor que feminino	Protetor	Sim
Turno Matutino	1,21	Risco 21% maior que vespertino	Risco	Sim
Turno Noturno	1,00	Sem diferença em relação ao vespertino	Sem diferença	Não
Coef. de Rendimento	0,70	Risco 30% menor a cada ponto	Protetor	Sim
Idade de Ingresso	0,99	Risco 1% menor por ano adicional	Protetor	Sim
Cor/Raça (todas)	–	Nenhuma categoria significativa	Sem diferença	Não
Licenciatura Plena	1,53	Risco 53% maior que Bacharelado	Risco	Sim
Subseqüente	1,39	Risco 39% maior que Bacharelado	Risco	Sim
Integrado	1,03	Sem diferença em relação ao Bacharelado	Sem diferença	Não
Tecnólogo	1,01	Sem diferença em relação ao Bacharelado	Sem diferença	Não

Fonte: elaborado pelo autor.

Categoria de referência: sexo feminino, turno vespertino e Bacharelado.



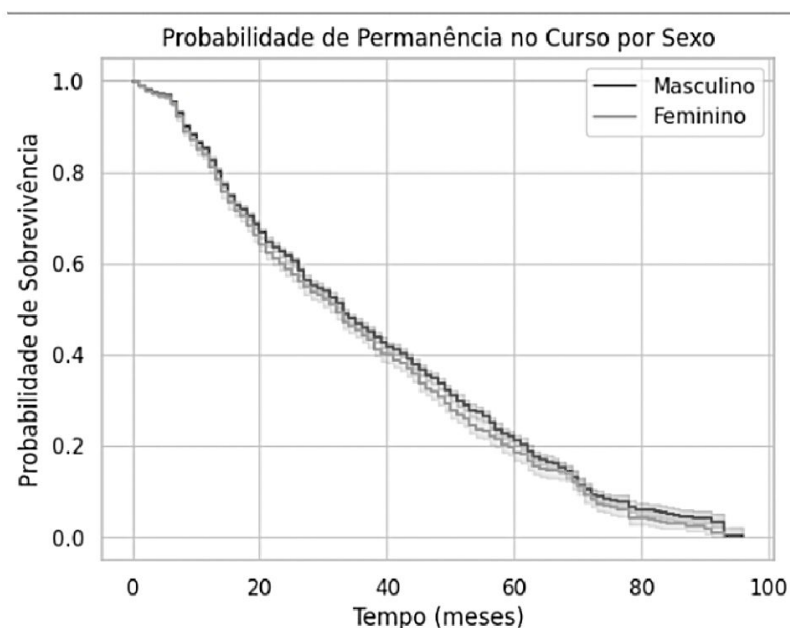
**Figura 1. Gráfico de Floresta dos Hazard Ratios do Modelo de Regressão de Cox.**

Fonte: elaborado pelo autor.

A comparação da probabilidade de permanência nos cursos torna-se mais evidente ao se observar a curva de Kaplan-Meier apresentada na Figura 2, que ilustra as diferenças entre os sexos.

Considerando o curso de maior duração presente nos dados, um bacharelado com duração de 4 anos, e aplicando a regra do jubileamento, que estabelece como tempo máximo de permanência o dobro da duração regular do curso, obtém-se um tempo máximo aproximado de 100 meses.

Na segunda análise, o modelo de regressão de riscos proporcionais de Cox foi ajustado com 3.433 observações, das quais 1.659 (48,32%) corresponderam a eventos de desistência e 1.774 (51,68%) a observações censuradas.



**Figura 2. Curva de Kaplan-Meier por Sexo.**  
**Fonte: elaborado pelo autor.**

O modelo apresentou excelente capacidade discriminativa, com índice de concordância (c-index) de 0,83, indicando forte capacidade de prever corretamente o risco relativo de desistência entre os estudantes de cursos superiores. O teste de razão de verossimilhança foi altamente significativo ( $\chi^2(11) = 2075,96$ ;  $p < 0,001$ ), demonstrando que as variáveis incluídas no modelo explicam de forma estatisticamente significativa a variação no tempo até a desistência. Os percentuais de desistência e censura, assim como os efeitos das covariáveis sobre o risco, estão detalhados na Tabela 4 e ilustrados na Figura 3.

**Tabela 4. Resultados do Modelo de Regressão de Cox para o Risco de Evasão no IFPE para a modalidade de cursos superiores.**

Variável	HR (exp(coef))	IC 95%	p-valor
Idade de Ingresso	0,98	[0,98 ; 0,99]	< 0,005
Coefficiente de Rendimento	0,67	[0,66 ; 0,69]	< 0,005
Sexo masculino	0,82	[0,74 ; 0,92]	< 0,005
Turno Matutino	1,80	[1,54 ; 2,10]	< 0,005
Turno Noturno	1,24	[1,06 ; 1,45]	0,01
Cor/Raça: Branca	0,77	[0,43 ; 1,36]	0,36
Cor/Raça: Indígena	0,67	[0,26 ; 1,70]	0,40
Cor/Raça: Não dispõe da informação	1,12	[0,63 ; 2,00]	0,70
Cor/Raça: Não quis declarar	0,78	[0,38 ; 1,57]	0,48
Cor/Raça: Parda	0,75	[0,42 ; 1,33]	0,32
Cor/Raça: Preta	0,69	[0,38 ; 1,24]	0,22

Fonte: elaborado pelo autor.

A Tabela 4 apresenta os resultados completos do modelo de regressão de Cox para

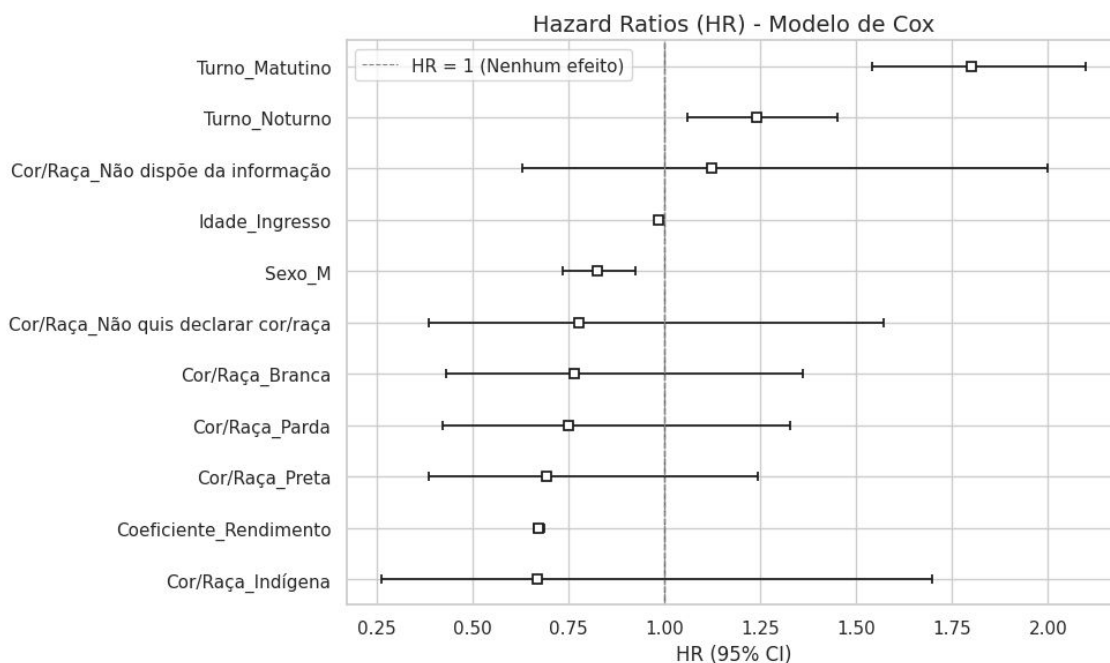
o subconjunto de cursos superiores, incluindo os valores de HR, intervalos de confiança e p-valores. A Tabela 5 sintetiza os principais achados, destacando o tipo de efeito e a significância estatística de cada variável.

**Tabela 5. Principais achados do Modelo de Regressão de Cox – cursos superiores.**

Variável	HR	Interpretação	Tipo	Significância
Sexo masculino	0,82	Risco 18% menor que feminino	Protetor	Sim
Turno Matutino	1,80	Risco 80% maior que vespertino	Risco	Sim
Turno Noturno	1,24	Risco 24% maior que vespertino	Risco	Sim
Coef. de Rendimento	0,67	Risco 33% menor a cada ponto	Protetor	Sim
Idade de Ingresso	0,98	Risco 2% menor por ano adicional	Protetor	Sim
Cor/Raça (todas)	–	Nenhuma categoria significativa	Sem diferença	Não

Fonte: elaborado pelo autor.

Categoria de referência: sexo feminino, turno vespertino e Bacharelado.



**Figura 3. Gráfico de Floresta dos Hazard Ratios do Modelo de Regressão de Cox para Cursos Superiores.**

Fonte: elaborado pelo autor.

#### 4.1. Comparação entre as análises

**Tabela 6. Diferença entre as análises**

<b>Característica</b>	<b>Modelo Geral (N=14.587)</b>	<b>Subconjunto (N=3.433)</b>
Número de eventos observados	8.462	1.659
Concordância (C-index)	0,81	0,83
Log-verossimilhança parcial	-69.634,56	-11.203,94
AIC parcial	139.299,12	22.429,88
Teste de razão de verossimilhança	8.322,44 (15 df)	2.075,96 (11 df)

Fonte: elaborado pelo autor.

Na Tabela 6 podemos observar a diferença entre as análises. O modelo do subconjunto, apesar de menor, apresenta melhor capacidade preditiva relativa (concordância mais alta) e uma verossimilhança mais concentrada. Isso sugere que as variáveis disponíveis neste subconjunto têm boa capacidade de explicar a desistência naquele grupo específico. A modelagem geral fornece um panorama completo e robusto dos fatores associados à desistência, com forte evidência de que sexo, idade, rendimento e turno têm papel central. O modelo com subconjunto, possivelmente focado em cursos superiores, reforça os mesmos efeitos principais e destaca novas nuances (como o impacto do turno noturno), sugerindo que estudar à noite está associado a maior risco.

#### 5. Discussão dos Resultados

Os resultados obtidos confirmam padrões amplamente discutidos na literatura sobre evasão/desistência no ensino técnico e superior, especialmente no contexto de instituições públicas. Entre os fatores analisados, o desempenho acadêmico, mensurado pelo coeficiente de rendimento, se destacou como o principal elemento protetivo contra a evasão/desistência. Esse achado, consistente nos dois modelos (geral e subconjunto), reforça evidências de estudos como o de [Klitzke and Carvalhaes 2023], que apontam o rendimento como determinante crucial nos primeiros períodos do curso. Tal relação sugere que intervenções voltadas à melhoria do desempenho podem ter impacto direto na permanência estudantil.

O turno de estudo também emergiu como variável significativa. Estudantes matriculados no período da manhã apresentaram maior risco de desistência, especialmente no subconjunto de cursos superiores. Esse padrão pode estar relacionado à dificuldade de conciliar responsabilidades familiares ou profissionais com a rotina acadêmica matutina. Conforme argumenta [Gisi 2006], muitos estudantes de instituições públicas enfrentam múltiplas demandas que tornam o horário diurno menos viável, o que pode explicar os altos índices de desistência nesse turno.

Outro achado relevante diz respeito à modalidade de ensino. Estudantes de cursos integrados ao ensino médio demonstraram menor risco de desistência, o que pode ser atribuído à maior estrutura de apoio pedagógico, continuidade escolar e políticas específicas voltadas a esse público. Em contraste, os cursos de licenciatura apresentaram risco elevado de desistência. Tal resultado pode refletir a baixa atratividade da carreira docente,

agravada por uma percepção social de desvalorização, elevada carga horária e limitações nas perspectivas profissionais.

Em relação ao perfil sociodemográfico, observou-se uma diferença estatisticamente significativa entre os sexos, com menor risco de desistência entre os estudantes do sexo masculino. Embora o efeito seja modesto, ele aponta para um padrão que merece atenção. A ausência de impacto significativo da variável cor/raça, em ambas as análises, indica que, nesse contexto específico, os efeitos da raça podem estar mediadas ou diluídas por outros fatores institucionais e socioeconômicos, ou ainda pela forma como a variável foi captada.

Por fim, a comparação entre os dois modelos mostra que, embora o modelo geral ofereça uma visão mais ampla dos fatores associados à desistência, o subconjunto de cursos superiores apresentou maior capacidade preditiva, o que pode indicar a presença de padrões específicos neste grupo. Essa constatação reforça a importância de análises segmentadas para captar nuances que modelos agregados podem ocultar.

## 6. Conclusão

Este estudo teve como objetivo investigar os fatores associados ao tempo de permanência e ao risco de desistência acadêmica em cursos do IFPE, por meio de análise de sobrevivência. A utilização de dados longitudinais abrangendo o período de 2001 a 2025 permitiu modelar a dinâmica temporal do desligamento discente com maior robustez estatística. Os resultados indicaram que o desempenho acadêmico (coeficiente de rendimento) é o principal fator protetivo, enquanto o turno matutino e cursos de licenciatura se destacaram como fatores de risco. Tais achados sugerem que características estruturais da oferta e o perfil discente dessas modalidades podem influenciar a permanência acadêmica. O modelo apresentou boa capacidade discriminativa ( $c\text{-index} = 0,81$ ), indicando adequado desempenho na identificação de estudantes com maior probabilidade de desistência. Como limitação, destaca-se o uso de variáveis institucionais sem considerar diretamente aspectos socioeconômicos ou motivacionais dos estudantes. Pesquisas futuras podem ampliar essa abordagem incluindo dados qualitativos ou indicadores mais amplos de contexto. Em síntese, o modelo mostrou boa capacidade preditiva e oferece subsídios relevantes para o planejamento educacional e ações de permanência estudantil.

### Uso de Inteligência Artificial

Declara-se que não houve a utilização de tecnologias de IA Generativa neste artigo.

## Referências

- Bowen, W. G., Chingos, M. M., and McPherson, M. S. (2009). *Crossing the Finish Line: Completing College at America's Public Universities*. Princeton University Press, Princeton.
- Brasil. Ministério da Educação (MEC) (2022). Resumo técnico do censo da educação superior 2021. Technical report, MEC, Brasília.
- Cox, D. R. (1972). Regression models and life-tables (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 34(2):187–220.
- Gisi, M. L. (2006). A educação superior no Brasil e o caráter de desigualdade do acesso e

- da permanência. *Revista Diálogo Educacional*, 6(17):97–112.
- Gomes, M. and Hirata, G. I. (2022). Determinantes da evasão no ensino superior: uma abordagem de riscos competitivos. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, 52(3).
- Inep (2021). Censo da educação superior 2021. Technical report, Inep, Brasília.
- Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep) (2022). Sinopses estatísticas da educação superior. Technical report, Inep, Brasília.
- Klitzke, M. and Carvalhaes, F. (2023). Fatores associados à evasão de curso na UFRJ: uma análise de sobrevivência. *Educação em Revista*, 39.
- Kvamme, H., Borgan, Ø., and Scheel, I. (2019). Time-to-event prediction with neural networks and Cox regression. *Journal of Machine Learning Research*, 20(129):1–30.
- Mendes, T., Houzel, L., Milanski, B., et al. (2021). Azul ou rosa? a segregação de gênero no ensino superior brasileiro, 2002–2016. *Cadernos de Pesquisa*, 51:e07830.
- Nierotka, R. L., Salata, A. R., and Klitzke Martins, M. K. (2023). Fatores associados à evasão no ensino superior: um estudo longitudinal. *Cadernos de Pesquisa*, 53:e09961.
- Paula, G. B. d. and Picanço, F. (2024). Desigualdades após o acesso: origem social e evasão do sistema de ensino superior. *Educação & Sociedade*, 45:e281915.
- Roksa, J., Grodsky, E., Arum, R., and Gamoran, A. (2007). United States: Changes in higher education and social stratification. In Shavit, Y., Arum, R., and Gamoran, A., editors, *Stratification in Higher Education: A Comparative Study*, pages 165–194. Stanford University Press, Stanford, CA.
- Silva Filho, R. L. L. et al. (2007). A evasão no ensino superior brasileiro. *Cadernos de Pesquisa*, 37:641–659.
- Singer, J. D. and Willett, J. B. (2003). *Applied Longitudinal Data Analysis: Modeling Change and Event Occurrence*. Oxford University Press, New York.
- Vieira, J., Sena, G., Lima, T., et al. (2024). Predictive factors for early mortality in older stomach cancer adults: a study utilizing baseline laboratory tests. *Journal of Geriatric Oncology*, 15:101890.