

Gabriel Guerra da Silva

Análise Fatorial de Dados Mistos (FAMD)

Um estudo sobre a evasão no IMEF-FURG

Rio Grande, Rio Grande do Sul, Brasil

Fevereiro, 2025

Gabriel Guerra da Silva

Análise Fatorial de Dados Mistos (FAMD)

Um estudo sobre a evasão no IMEF-FURG

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
ao Instituto de Matemática, Estatística e Física da Universidade Federal do Rio Grande
como requisito parcial a conclusão do curso
de Matemática Aplicada Bacharelado.

Universidade Federal do Rio Grande - FURG

Instituto de Matemática, Estatística e Física - IMEF

Curso de Matemática Aplicada Bacharelado

Orientador: Professora Doutora Raquel da Fontoura Nicolette

Rio Grande, Rio Grande do Sul, Brasil

Fevereiro, 2025

Gabriel Guerra da Silva

Análise Fatorial de Dados Mistos (FAMD) Um estudo sobre a evasão no IMEF-FURG

Trabalho aprovado



Documento assinado digitalmente

RAQUEL DA FONTOURA NICOLETTE

Data: 14/02/2025 14:37:39-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

**Prof^a Doutora Raquel da Fontoura
Nicolette**
(Orientadora - IMEF- FURG)



Documento assinado digitalmente

CÁTIA MARIA DOS SANTOS MACHADO

Data: 11/02/2025 11:46:17-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof^a Doutora Cátia Maria Machado
(Avaliadora - IMEF - FURG)



Documento assinado digitalmente

INACIO PUNTEL DOS PASSOS

Data: 07/02/2025 13:56:18-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Msc. Inácio Puntel Passos
(Avaliador - Pesquisador - UniSENAI)

Rio Grande, 06 de Fervereiro de 2025.

Rio Grande do Sul, Brasil

Resumo

Esse trabalho é uma extensão do projeto de pesquisa trajetória acadêmica dos estudantes de graduação dos cursos da Universidade Federal do Rio Grande: evasão, retenção e conclusão de curso. Sua principal finalidade é a de analisar os dados de evasão universitária ao nível de graduação dentro do Instituto de Matemática, Estatística e Física - IMEF, analisando os cursos da Matemática Aplicada e Licenciatura, Física Licenciatura e Bacharelado e Ciências Exatas. A evasão dos alunos dos cursos citados anteriormente será estudada aplicando o método de Análise Fatorial de Dados Mistos (FAMD), desta forma acolhendo variáveis tanto numéricas quanto categóricas a fim de encontrar que possam auxiliar no estudo da evasão.

Palavras-chaves: Evasão; Análise; Dados; Dados Mistos; Análise Fatorial de Dados Mistos; FAMD

Abstract

This work is an extension of the research project on the academic trajectory of undergraduate students from the Federal University of Rio Grande: dropout, retention, and course completion. Its main purpose is to analyze university dropout data at the undergraduate level within the Institute of Mathematics, Statistics and Physics - IMEF, analyzing the courses of Applied Mathematics and Licentiate, Physics Licentiate and Bachelor's Degree and Exact Sciences. The dropout of students from the courses mentioned above will be studied by applying the Mixed Data Factor Analysis (MDFA) method, thus including both numerical and categorical variables to find variables that can assist in the study of dropout.

Keywords: Dropout; Analysis; Data; Mixed Data; Factor Analysis of Mixed Data; FAMD

Sumário

Introdução	5
1 OBJETIVOS	6
1.1 Objetivo Geral	6
1.2 Objetivos Específicos	6
2 REFERENCIAL TEÓRICO E FUNDAMENTAÇÃO MATEMÁTICA	7
2.1 Análise Exploratória de Dados	7
2.2 Análise Multivariada	7
2.2.1 Análise de Componentes Principais	7
2.2.2 Análise de Correspondência Múltipla	9
2.2.3 Análise Fatorial de Dados Mistos	10
3 METODOLOGIA	13
3.1 Conjunto de Dados	13
3.2 Análise de Dados	16
3.3 Suporte Computacional	16
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	17
5 CONCLUSÃO	38
REFERÊNCIAS	39

Introdução

Esse trabalho deriva do projeto de pesquisa "Trajetória Acadêmica dos Estudantes de Graduação dos Cursos da Universidade Federal do Rio Grande: Evasão, Retenção e Conclusão de Curso" iniciado oficialmente em 2018 que tinha como objetivo estudar a evasão dos estudantes dos cursos de graduação da FURG. Diferente do projeto anterior o atual é resumido aos estudantes do IMEF e é focado na análise da evasão por meio da análise fatorial de dados mistos. Os Cursos de graduação que compõem o IMEF e farão parte do trabalho são a Matemática Aplicada e Licenciatura, Física Licenciatura e Bacharelado e Ciências Exatas.

Um dos desafios na análise estatística de grandes conjuntos de dados é ao trabalhar com um banco de dados formado tanto por variáveis numéricas quanto por variáveis categóricas. Dados mistos dessa forma são difíceis de se trabalhar em conjunto e, ao serem usados métodos mais simplificados em sua análise, é fácil perder informações importantes no processo. Desde 1901 temos um método de análise multivariada de dados quantitativos extremamente eficiente, a análise de componentes principais proposta em 1901 por Karl Pearson (PEARSON, 1901), porém sem a mesma compatibilidade ao trabalhar com dados qualitativos. Neste caso há a análise de correspondência múltipla, formulada por diferentes fontes ao longo do tempo, sendo uma das mais antigas delas na década de 60 por Jean-Paul Benzécri (BENZÉCRI, 1965). Diferente da análise de componentes principais, a análise de correspondência múltipla não é tão adequada ao trabalhar com variáveis numéricas como é ao trabalhar com variáveis categóricas.

Devido a essa dificuldade ao trabalhar com dados quantitativos e qualitativos juntos e de maneira adequada, se buscou ao longo dos anos um método para esses casos. Foi então desenvolvida uma solução em 2004 por François Husson, Sébastien Lê e Jérôme Pagès (PAGÈS, 2004) nomeado como Método de Análise Fatorial de Dados Mistos, a qual uniria ambas as análises de componentes principais e de correspondência para analisar um conjunto de dados formado por variáveis numéricas e categóricas sem perder informações preciosas.

1 Objetivos

O uso da análise fatorial de dados mistos pode se mostrar uma abordagem valiosa no estudo da evasão acadêmica, uma vez que esse tipo de análise permite lidar com a presença de variáveis de naturezas distintas (contínuas e categóricas) e considerar a estrutura hierárquica dos dados, como por exemplo, alunos agrupados em diferentes cursos ou instituições de ensino.

No contexto da evasão acadêmica, essa abordagem permite identificar padrões entre os alunos que abandonaram, se transferiram ou foram jubilados dos cursos, levando em consideração tanto variáveis contínuas, como notas e frequência dos alunos, quanto variáveis categóricas, como características socioeconômicas, tipo de curso, modalidade de ensino, entre outros.

Essa abordagem também permite avaliar a importância relativa de cada fator na explicação da evasão, bem como examinar se os padrões identificados variam entre diferentes cursos ou instituições. Isso proporciona uma visão mais completa e detalhada dos determinantes da evasão acadêmica, auxiliando na tomada de decisões estratégicas para retenção de alunos.

1.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é caracterizar a evasão no instituto de estudo do IMEF da FURG por meio da análise exploratória de dados e da análise fatorial de dados mistos.

1.2 Objetivos Específicos

1. Analisar as características dos discentes evadidos
2. Apresentar o perfil do evadido

2

Referencial Teórico e Fundamentação Matemática

2.1 Análise Exploratória de Dados

A análise exploratória de dados é um ramo recente da estatística que estuda a parte anterior à inferência estatística, ou seja, tudo aquilo que vem antes dos testes e conclusões acerca da população observada. Esse estudo foi idealizado por John W. Turkey em seu livro *Exploratory Data Analysis* de 1977. (BRUCE; BRUCE; GEDECK, 2020)

Ao longo do trabalho, a parte referente à análise exploratória de dados é feita ao agrupar e organizar os dados e observar padrões no perfil dos alunos evadidos.

'Análise exploratória de dados é trabalho investigativo.'

Tukey et al., 1977

(TUKEY et al., 1977)

2.2 Análise Multivariada

A análise multivariada constitui uma área da estatística voltada ao estudo de múltiplas variáveis em uma amostra, aplicando diferentes técnicas conforme o tipo de dado e os objetivos do estudo. Diversas técnicas têm sido propostas, dado que a natureza dos dados pode direcionar o tipo de análise.

Neste contexto aqui serão abordadas 3 análises: a Análise de Componentes Principais (PCA), a Análise de Correspondência Múltipla (MCA) e a Análise Fatorial de Dados Mistos (FAMD).

2.2.1 Análise de Componentes Principais

A análise de componentes principais (PCA) é um método de análise multivariada criado em 1901 por Karl Pearson (PEARSON, 1901)

'Esse método consiste em extrair informações importantes de uma tabela de dados multivariados e expressar essas informações como um conjunto de novas variáveis chamadas de componentes principais. Essas novas variáveis correspondem a uma combinação linear das originais. O número de componentes principais é menor ou igual ao número original de variáveis. '

KASSAMBRBRA, 2017

A análise de componentes principais (PCA) funciona muito bem com variáveis quantitativas, porém não é tão eficiente ao trabalhar com variáveis qualitativas ou categóricas. Ao tentar reduzir a dimensionalidade dos dados, o método também se mostra bem adequado. Para executar esse método, é necessário padronizar as variáveis, calcular a matriz de covariância, calcular e organizar os autovalores e autovetores dessa matriz e então encontrar os componentes principais.

Assim, pode-se dizer que a PCA é uma técnica adequada na redução de dimensionalidade aplicada a dados quantitativos, é um método estatístico que identifica as componentes principais de um conjunto de dados. Seu objetivo é transformar um conjunto de variáveis originais correlacionadas em um novo conjunto de variáveis transformadas não correlacionadas, chamadas componentes principais, que explicam a maior parte da variância dos dados. Exemplificando, na área da educação, a PCA poderia ser utilizada para resumir o desempenho dos estudantes evadidos em diferentes disciplinas, identificando padrões gerais de desempenho acadêmico entre dois espaços vetoriais.

Matematicamente, a PCA é definida como uma transformação linear entre dois espaços vetoriais, que converte os dados para um novo sistema de coordenadas, de forma que a maior variância por qualquer projeção dos dados fique ao longo da primeira coordenada (o primeiro componente principal), a segunda maior variância ao longo da segunda coordenada, e assim por diante. As componentes principais são combinações lineares das variáveis originais.

Padronização das variáveis

Para calcular a PCA, o primeiro passo é a padronização dos dados. Nessa parte inicial do processo, pegamos cada variável e padronizamos ela ao calcular o valor da variável subtraído pela média das variáveis e essa diferença dividida pelo desvio padrão.

A matriz X_q é normalizada calculando o desvio de cada variável em torno da média da seguinte forma:

$$X'_q = \frac{X_q - \mu_q}{\sigma_q} \quad (2.1)$$

onde, - μ_q é o vetor das médias das variáveis quantitativas, - σ_q é o vetor dos desvios padrão das variáveis quantitativas.

A matriz de covariância C_q é simétrica, definida positiva, isto é, seus autovalores são todos positivos. A matriz de covariância é dada por:

$$C_q = \frac{1}{n-1} X_q'^T X'_q \quad (2.2)$$

e na sequência obtemos os autovalores λ_q e os autovetores v_q de C_q :

$$C_q = V_q \Lambda_q V_q^T \quad (2.3)$$

onde temos,

- V_q é a matriz dos autovetores (componentes principais)
- Λ_q é a matriz diagonal dos autovalores que correspondem a variância.

A projeção dos dados nas componentes principais é dada por:

$$X_q'' = [X_q' V_q] \quad (2.4)$$

Mais detalhes do método podem ser verificados em Jolliffe e Cadima (2016).

2.2.2 Análise de Correspondência Múltipla

A análise de correspondência múltipla (MCA) é um método de análise multivariada formulada nos anos 60 por Jean-Paul Benzécri (BENZÉCRI, 1965) esse método deriva do método de análise de correspondência simples e foi criado com o objetivo de aplicar a análise de correspondência à um conjunto de dados formado por mais de duas variáveis.

'Na análise de correspondência múltipla, os dados são apresentados por meio de duas ou mais variáveis categóricas, onde a dimensionalidade está ligada às categorias de cada variável. Para aplicação da ACM, os dados da tabela de contingência multidimensional são ajustados na forma de uma matriz retangular em que as linhas representam os objetos de estudo. '
(PRADO, 2012)

Esse método é bem adequado ao trabalhar com variáveis qualitativas, mas não é tão eficiente ao ser aplicado em variáveis quantitativas ou numéricas, como é o método descrito anteriormente.

A análise de correspondência múltipla (MCA) é uma técnica voltada para dados categóricos. Ela busca representar, em um espaço de baixa dimensionalidade, as associações entre categorias de variáveis qualitativas. Na educação, a MCA pode ser aplicada para analisar respostas a questionários de percepção dos estudantes, revelando relações entre opiniões, preferências e características demográficas, como gênero e nível socioeconômico.

Um passo a passo pode ser dado por:

Primeiro, calculamos as marginais das variáveis qualitativas. Sendo uma matriz Y , cujos elementos são as variáveis y_{ij}

$$n_j = \sum_{i=1}^n y_{ij} \quad (2.5)$$

onde n_j é o total de observações na categoria j .

Em se., obtemos a matriz de proporções P , dividindo cada elemento de Y pela soma total de observações N :

$$P_{ij} = \frac{y_{ij}}{N} \quad (2.6)$$

A partir da matriz P , podemos calcular a matriz de correspondência M , que captura as associações entre as variáveis qualitativas:

$$M_{ij} = \frac{P_{ij} - r_i c_j}{\sqrt{r_i c_j}} \quad (2.7)$$

onde:

- r_i é a soma das linhas (frequência marginal das observações)
- c_j é a soma das colunas (frequência marginal das categorias).

De forma simples, a frequência marginal é a frequência com que ocorre uma categoria inteira de uma variável. É calculada somando cada linha e coluna de uma tabela de contingência.

Agora, realizamos a decomposição espectral da matriz M , obtendo os autovalores λ_c e os autovetores v_c que correspondem às componentes da análise de correspondência:

$$M = V_c \Lambda_c V_c^T \quad (2.8)$$

A projeção dos dados nas componentes da ACM é dada por:

$$X_c'' = [X_c V_c] \quad (2.9)$$

Essas componentes representam as associações entre as variáveis qualitativas nas várias dimensões. Mais detalhes sobre o método podem ser encontrados em [Roux e Rouanet \(2010\)](#).

2.2.3 Análise Fatorial de Dados Mistos

A análise fatorial de dados mistos (FAMD) é um método de análise multivariada que foi sendo formulada ao longo de vários anos, sendo melhor desenvolvida em 2004 por François Husson, Sébastien Lê e Jérôme Pagès. [\(PAGÈS, 2004\)](#)

Esse método é uma combinação do método de análise de componentes principais com o método de análise de correspondência múltipla. O primeiro é ótimo para variáveis quantitativas, já o segundo para variáveis qualitativas, mas nenhum deles tem se mostrado adequado para ambos os tipos de dados. Logo, sempre houve a necessidade de um método que trabalhasse tanto com variáveis numéricas quanto categóricas. O método da análise fatorial de dados mistos foi a solução encontrada para esse problema.

'A metodologia usual consiste em transformar as variáveis quantitativas em qualitativas, decompor em classes seus intervalos de variação, submetendo a tabela homogênea, assim obtendo uma análise de correspondência múltipla.'

Pagês, 2004

A análise fatorial de dados mistos (FAMD) é adequada para conjuntos de dados que combinam variáveis quantitativas e qualitativas. Essa técnica identifica fatores latentes que explicam a variabilidade nos dois tipos de dados simultaneamente. Na educação, a FAMD pode ser usada para investigar a relação entre desempenho acadêmico (variáveis quantitativas) e características sociodemográficas ou comportamentais, como hábitos de estudo e origem escolar (variáveis qualitativas).

Uma forma de se entender o algoritmo da FAMD é apresentada logo a seguir:

a) Organização dos Dados

Suponhamos um conjunto de dados com n observações e p variáveis. Denotamos o conjunto de dados como uma matriz X , onde:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

onde, x_{ij} é o valor da j -ésima variável para a i -ésima observação. As variáveis podem ser quantitativas ou qualitativas.

b) Separação das Variáveis Quantitativas e Qualitativas

Como a natureza das variáveis é distinta, dividimos uma matriz X particionada correspondente às variáveis quantitativas e qualitativas, respectivamente:

- X_q : A primeira partição da matriz com as variáveis quantitativas, de dimensão $n \times p_q$, onde p_q é o número de variáveis quantitativas.
- X_c : A segunda partição da matriz com as variáveis qualitativas, de dimensão $n \times p_c$, onde p_c é o número de variáveis qualitativas.

A matriz X é então dada por:

$$X = \begin{bmatrix} X_q & X_c \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

- c) Normalização das Variáveis Quantitativas
- d) Análise de Componentes Principais (PCA) nas Variáveis Quantitativas
- d) Análise de Correspondência (CA) nas Variáveis Qualitativas
- e) Combinação dos Resultados das PCA e CA

A FAMD não usa uma matriz de covariância tradicional, pois as variáveis qualitativas não podem ser diretamente incorporadas dessa forma.

Em vez disso, ela usa uma abordagem baseada em análise de componentes principais generalizada, que combina as informações das variáveis quantitativas e qualitativas em uma única matriz de projeção.

A combinação dos resultados da PCA e da CA permite projetar as observações nas componentes principais, tanto para as variáveis quantitativas quanto para as qualitativas.

A matriz final de componentes mistos X_{FAMD} é dada por:

$$X_{FAMD} = [X_q'' X_c''] \quad (2.12)$$

onde,

- X_q'' são as observações projetadas nas componentes principais das variáveis quantitativas,

- X_c'' são as observações projetadas nas componentes da análise de correspondência das variáveis qualitativas.

A matriz de projeção é decomposta em autovalores e autovetores, que definem os novos eixos (componentes) no espaço reduzido.

Desta forma, as observações são projetadas nos novos eixos (componentes) para obter suas coordenadas no espaço reduzido. Para as variáveis quantitativas, as coordenadas são calculadas com base nas correlações entre as variáveis originais e os componentes, já para as variáveis qualitativas, as coordenadas são calculadas com base nas associações entre as categorias e os componentes.

f) Interpretação e Visualização

A interpretação dos resultados pode ser feita visualmente, geralmente por meio de gráficos que projetam as observações nas duas primeiras componentes principais ou em um gráfico biplot.

3

Metodologia

'A evasão escolar está relacionada à perda de estudantes que iniciam, mas não concluem seus cursos. A evasão escolar significa desistência por qualquer motivo, exceto conclusão ou diplomação, e é caracterizada por ser um processo de exclusão determinado por fatores e variáveis internas e externas às instituições de ensino.'

Fritsch; Rocha; Vitelli, 2015

(FRITSCH; ROCHA; VITELLI, 2015)

3.1 Conjunto de Dados

O banco de dados utilizado para a análise da evasão dos estudantes no nível de graduação nos cursos do IMEF-FURG é fornecido pela universidade em arquivos csv separados de acordo com o ano e semestre, sua origem vem da coleta dos dados dos alunos do sistema da FURG, que tem acesso a um vasto conjunto de variáveis dentro do período de 2013 até 2022.

Algumas dessas variáveis descrevem a situação do aluno no curso e são utilizadas para observar o andamento do estudante na universidade. Outras variáveis são referentes ao passado acadêmico do aluno antes de ingressar na universidade, como os dados relacionados ao ENEM. Esses dados são importantes para analisar o quanto a forma ou a maneira como o estudante ingressou na universidade influencia em seu desempenho acadêmico dentro dela. As demais variáveis são dados pessoais do discente que podem ser utilizados para relacionar e avaliar seu desempenho acadêmico de acordo com a sua idade, cor ou etnia, município de nascimento, sexo etc.

Após a coleta desses dados, há o tratamento e a depuração, ou seja, os dados são todos ajustados à um formato adequado e legível ao software utilizado para fazer o estudo e análise do conjunto de dados. Variáveis preenchidas de maneira errada contendo erros ortográficos ou variações em casos de nomes em comum são corrigidos para serem lidos de maneira singular como por exemplo nome de cidades e estados escritos errado, abreviados ou com variações na escrita, números escritos por extenso ou separados por ponto em alguns casos e vírgula em outros. Para o caso de variáveis não preenchidas, preenchidas em branco, que não podem ser lidas ou preenchidas com uma estrutura diferente (Um nome preenchido por um número por exemplo) é feita a correção preenchendo a variável e a classificando como uma NA.

As variáveis disponíveis para a análise são:

- a) Ano (Ano da matrícula)
- b) Sem (Semestre)
- c) Nível (Nível Acadêmico)
- d) NomeCurso (Nome do curso)
- e) CodCurso (Código do curso)
- f) Campus
- g) Turno
- h) Matri (Número de matrícula)
- i) CPF
- j) Nasc (Data de nascimento)
- k) UF (Unidade federal do aluno)
- l) SX (Sexo)
- m) Escola (Tipo de escola cursada antes de ingressar na universidade)
- n) Cor
- o) AnoIng (Ano de ingresso)
- p) SemIng (Semestre de ingresso)
- q) Ing (Forma de ingresso)
- r) PROAI
- s) EscPub (Se estudou ou não em escola pública)
- t) Renda (Se possui renda própria)
- u) PPI (Pretos, Pardos e Indígenas)
- v) Quilo (Se é quilombola)
- w) Defi (Se possui alguma deficiência)
- x) Indig (Se é indígena)
- y) NtLing (Nota do ENEM em línguas)
- z) NtHuma (Nota do ENEM em ciências humanas)
 -) NtNatu (Nota do ENEM em ciências naturais)
 -) NtMate (Nota do ENEM em matemática)
 -) NtReda (Nota do ENEM na redação)
 -) NtFinal (Nota final no ENEM)
 -) Situacao (Situação no curso)
 -) SituAno (Ano da situação no curso)

-) SituSem (Semestre da situação no curso)
-) Ano em que a situação foi atualizada
-) Semestre em que a situação foi atualizada
-) NSem (Número de semestres cursados)
-) CoefRendTot (Coeficiente de rendimento total)
-) NtMediaT (Media total nas cadeiras cursadas)
-) PercRealT (Percentual Realizado Total)
-) ChTT (Carga Horária Total)
-) ChTApr (Carga horária total de cadeiras aprovadas)
-) ChTRpr (Carga horária total de cadeiras reprovadas)
-) ChTRF (Carga horária total de cadeiras transferidas)
-) ChTTranc (Carga horária total de cadeiras trancadas)
-) TMorad (Se tem auxilio moradia)
-) TAlim (Se tem auxilio alimentação)
-) TTrans(Se tem auxilio transporte)
-) TBolsa (Se tem bolsa)
-) TEstag (Se tem bolsa de estágio)
-) TMonit (Se tem bola de monitoria)
-) TPreEsc (se tem auxílio pré-escola)
-) MunNasc (Município de nascimento)
-) NovaSitu (Situação atual no curso)
-) DataSitu (Data em que a situação atual foi atualizada)
-) DataMatri (Data da matrícula)
-) IdadeSitu (Idade na situação atual)
-) IdadeMatri (Idade no ato da matricula)
-) IdadeRange (Faixa de idade)

Dentre estas, foram escolhidas as variáveis:

- a) NomeCurso (Nome do curso)
- b) SX (Sexo)
- c) Escola (Tipo de escola cursada antes de ingressar na universidade)
- d) NSem (Número de semestres cursados)

- e) CoefRendTot (Coeficiente de rendimento total)
- f) PROAI (Programa de Ação Inclusiva)
- g) ChTT (Carga Horária Total)
- h) ChTApr (Carga horária total de cadeiras aprovadas)
- i) ChTTranc (Carga horária total de cadeiras trancadas)
- j) TBolsa (Se tem bolsa)
- k) NovaSitu (Situação atual no curso)

NomeCurso, SX, Escola e PROAI pois estão relacionadas a identidade do aluno, NSem, CoefRendTot, ChTT, ChTApr, ChTTranc e TBolsa ao desempenho acadêmico dele e NovaSitu pois é o que de fato diferencia o aluno evadido dos demais, diferente da variável situação que diferencia discentes que evadiram por abandono ou demais tipos de evasão.

3.2 Análise de Dados

No contexto deste estudo, o principal intuito é a análise descritiva e diagnóstica.

Primeiro é realizada uma análise descritiva dos dados e a seguir aplicada a metodologia FAMD.

3.3 Suporte Computacional

O suporte computacional utilizado para a análise de dados de evasão referente aos estudantes da graduação do IMEF-FURG é o software R. O software R é uma linguagem de programação como especializada no manejo e na manipulação de conjuntos de dados para análise estatística e gráfica, podendo ser usado por meio de dois de seus programas distintos, sendo eles o R e o RStudio.

Algumas funções e trabalhos básicos executados dentro do R podem ser feitos sem a necessidade de carregar ou importar bibliotecas externas, porém para análises mais complexas pode ser necessária a ajuda de bibliotecas externas como o FactoMineR.

4

Resultados e Discussões

No período observado tivemos 1695 alunos ingressando nos cursos de graduação do IMEF, destes apenas 107 se formaram, 403 continuam matriculados, apenas 1 foi jubilado, 170 mudaram de curso, 16 foram transferidos e um total de 998 evadiram da universidade.

Tabela 1 – Números de alunos no IMEF no período de 2013 a 2022

Evadiu	1185
Formado	107
Matriculado	403

Optou-se por trabalhar neste contexto somente com os alunos que estão como *Evadidos*, o que inclui as categorias: *Evadiu*, *Jubilado*, *Mudou de Curso* e *Transferido*, o que resulta em 1185 registros.

Ao longo do trabalho, os resultados foram obtidos a partir de 3 conjuntos de dados diferentes, o primeiro contendo os alunos evadidos de todo o IMEF, o segundo reduzido aos alunos evadidos dos cursos da Matemática Licenciatura e Aplicada e o último formado apenas pelos discentes evadidos da Matemática Aplicada.

As variáveis quantitativas podem ser visualizadas na tabela 2, bem como suas medidas descritivas.

Pode-se observar que o número de semestres dado pela variável NSem, varia de 1 até 14 semestres, ou seja, algum(ns) aluno(s) ficou matriculado(s) por 14 semestres antes de evadir. Observando a variável ChTT, percebe-se que 50% dos evadidos cursaram até 510 horas de disciplinas (22,67% do curso). Quanto à variável CoefRendTot, tem-se como o coeficiente mais alto de um evadido 9,88 de nota, mas 75% dos estudantes tiveram o coeficiente de rendimento inferior a 3,53.

Tabela 2 – Variáveis Quantitativas

	Variáveis	min	Q1	média	mediana	Q3	max	outlier
1	NSem	1.00	1.00	2.65	2.00	3.00	14.00	74
2	CoefRendTot	0.00	0.00	2.04	1.01	3.53	9.88	17
3	ChTT	30.00	315.00	660.80	510.00	810.00	3930.00	80
4	ChTApr	0.00	0.00	189.35	60.00	240.00	2880.00	114
5	ChTTTranc	0.00	0.00	59.70	0.00	60.00	720.00	189

Já a tabela 3 apresenta as variáveis qualitativas e seus diferentes níveis.

Alguns valores podem ser destacados: 58,8% dos estudantes evadidos do IMEF são do sexo masculino e 45,23% entraram por Ampla Concorrência no SiSU.

Para elucidar as categorias de ingresso analisadas no período temos:

L1 - Candidatos com renda familiar bruta per capita igual ou inferior a 1,5 salário mínimo que tenham cursado integralmente o ensino médio em escolas públicas (Lei nº 12.711/2012).

L2 - Candidatos autodeclarados pretos, pardos ou indígenas, com renda familiar bruta per capita igual ou inferior a 1,5 salário mínimo e que tenham cursado integralmente o ensino médio em escolas públicas (Lei nº 12.711/2012).

L3 - Candidatos que, independentemente da renda (art. 14, II, Portaria Normativa nº 18/2012), tenham cursado integralmente o ensino médio em escolas públicas (Lei nº 12.711/2012).

L4 - Candidatos autodeclarados pretos, pardos ou indígenas que, independentemente da renda (art. 14, II, Portaria Normativa nº 18/2012), tenham cursado integralmente o ensino médio em escolas públicas (Lei nº 12.711/2012).

AC - Ampla concorrência

A1 - candidato com deficiência

PSVO - Processo Seletivo de Vagas Ociosas

Tabela 3 – Variáveis Qualitativas

	Variáveis	níveis	freq	percentual	rank	
1	NomeCurso	Fisica Lic.	1185	296	24.98	1
2	NomeCurso	Matematica Aplic.	1185	270	22.78	2
3	NomeCurso	Matematica	1185	267	22.53	3
4	NomeCurso	Fisica Bach.	1185	234	19.75	4
5	NomeCurso	Cie.Exatas-SAP	1185	118	9.96	5
6	Sx	M	1185	697	58.82	1
7	Sx	F	1185	488	41.18	2
8	Escola.	Publica	1185	960	81.01	1
9	Escola.	Privada	1185	216	18.23	2
10	Escola.	N	1185	9	0.76	3
11	PROAI...Ing	AC	1185	536	45.23	1
12	PROAI...Ing	PSVO	1185	229	19.32	2
13	PROAI...Ing	L3	1185	185	15.61	3
14	PROAI...Ing	L1	1185	166	14.01	4
15	PROAI...Ing	L4	1185	34	2.87	5
16	PROAI...Ing	L2	1185	26	2.19	6
17	PROAI...Ing	A1	1185	6	0.51	7
18	PROAI...Ing	Outros	1185	1	0.08	8
19	PROAI...Ing	Outros-PROAI	1185	1	0.08	8
20	PROAI...Ing	Transf	1185	1	0.08	8
21	Bolsa	semBolsa	1185	934	78.82	1
22	Bolsa	comBolsa	1185	251	21.18	2

Utilizando a FAMD temos primeiramente resultados correspondentes à parte da PCA. Neste primeiro resultado, encontramos um gráfico Scree Plot que representa as componentes principais formadas pelos dados utilizados e demonstra a importância de cada uma delas na análise da variância dos dados.

Nessa análise, nossos dados podem ser explicados por até 15 componentes principais, porém, para melhor visualização e compreensão, foi decidido utilizar apenas 10 que, combinadas, podem explicar 61,03% da variância do conjunto de dados. A escolha por 10 componentes principais foi feita baseada no autovalor de cada componente. Componentes com autovalor igual ou maior que 1 foram escolhidas para a análise, já que o autovalor ser inferior a 1 indica que a variância nessa componente é maior do que nas variáveis originais normalizadas.

Na figura 1, são apresentados 10 componentes principais e podemos ver que a primeira componente principal é capaz de explicar quase 15% dos dados, a segunda quase 7%, entre a terceira e a quinta pouco mais de 5% e as demais entre 4 e 5%.

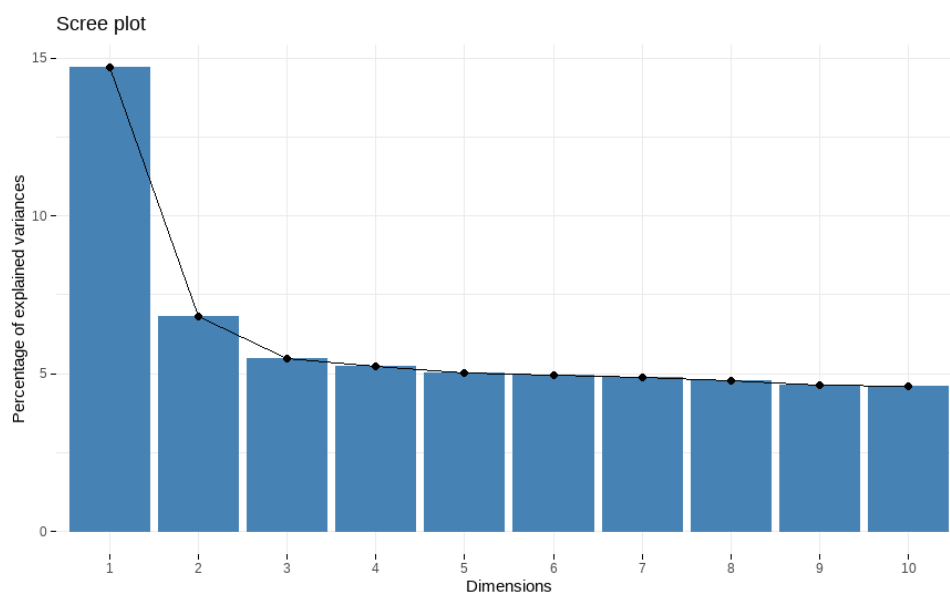


Figura 1 – Scree Plot IMEF

No segundo gráfico, o conjunto de dados foi filtrado para mostrar apenas os alunos dos cursos de Matemática Licenciatura e Matemática Aplicada. Foram utilizadas 10 componentes principais independentes do autovalor das componentes para ter os 3 Scree Plots simétricos e assim podermos compará-los uns com os outros.

No Scree Plot dos alunos das matemáticas, figura 2 a primeira componente principal explica quase 20% da variância do conjunto de dados, o segundo pouco mais de 8%, o terceiro pouco mais de 7%, do quarto ao sétimo pouco mais de 6% e os demais pouco mais de 5%.

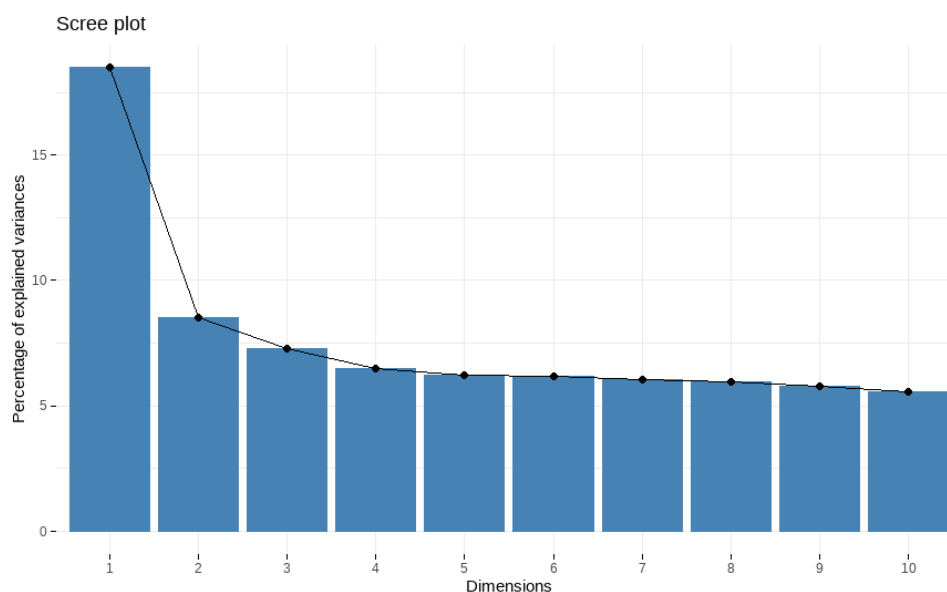


Figura 2 – Scree Plot MatemáticaS

No terceiro gráfico (figura 3) o conjunto de dados foi reduzido apenas aos alunos do curso de Matemática Aplicada, também com 10 componentes principais. No Scree Plot dos alunos da Matemática Aplicada, a primeira componente principal explica mais de 20% da variância do conjunto de dados, o segundo mais de 10%, o terceiro pouco mais de 8%, do quarto ao sexto pouco mais de 7%, do sétimo ao nono entre 6 e 7% e o décimo com pouco mais de 5

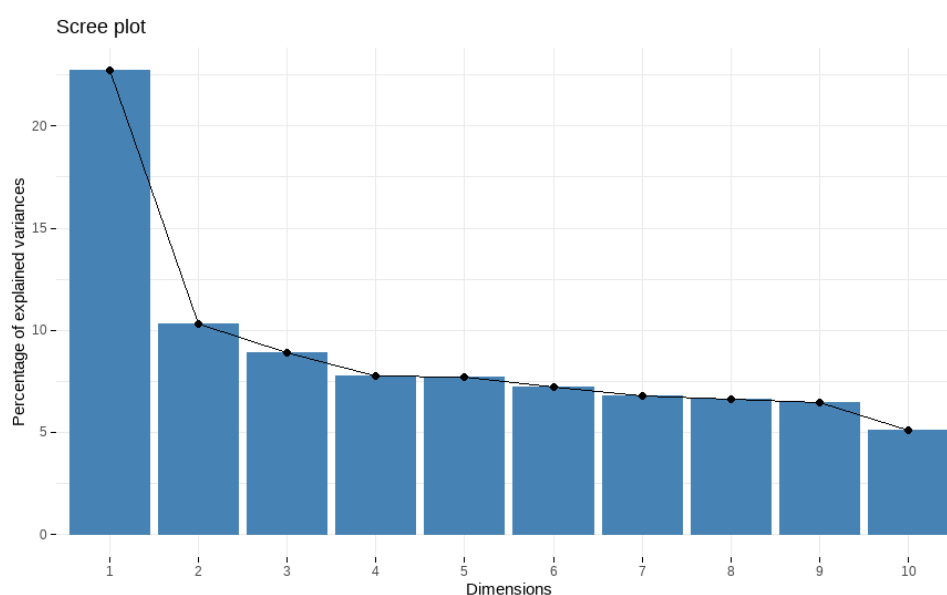


Figura 3 – Scree Plot Matemática Aplicada

O próximo gráfico compila as variáveis quantitativas e qualitativas. Nele é possível ver a relação entre as variáveis independentes se elas são numéricas ou categóricas de acordo com a sua posição e pela proximidade entre elas no gráfico, onde os eixos são formados pelas componentes principais, assim quanto mais próximo do eixo mais inserida na componente daquele eixo e em casos onde a variável está pouco inserida pode ou não significar que ela é melhor explicada por outra componente que não forma o gráfico.

Nas imagens 4, 5 e 6 temos a primeira e a segunda componente principal como eixos e nele podemos ver alguns agrupamentos em comum em todos os gráficos, as variáveis Escola e PROAI...Ing bem inseridas na segunda componente principal e distantes da primeira se relacionam dentro do conjunto de dados do IMEF, já que dentro da variável PROAI..Ing há cotas de escola pública. As variáveis numéricas ChTApr, NSem e ChTT estão muito bem inseridas na primeira componente e distantes da segunda, já que quanto maior a carga horária aprovada (ChTApr) maior a carga horária total (ChTT) e o número de semestres (NSem).

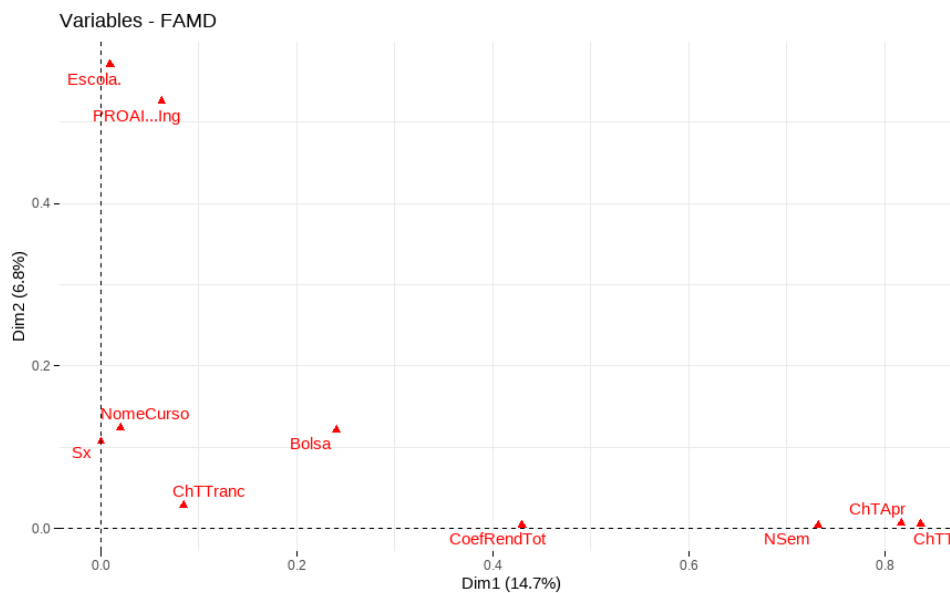


Figura 4 – Gráfico das Variáveis (IMEF)

Algumas das diferenças entre os gráficos que podemos ver é a variável *Bolsa* que está pouco inserida em ambas as componentes nos gráficos relativos ao IMEF e a Matemática Aplicada, porém no gráfico relativo a ambas as matemáticas ele se aproxima bem mais da segunda componente. As variáveis *ChTTTranc* e *CoefRendTot* estão ambas distantes da segunda componente e a medida que o conjunto de dados é reduzido, o mais elas se aproxima. Isso pode ser interpretado de maneira que quanto maior a representatividade do curso de Matemática Aplicada dentro do conjunto de dados, mais a carga horária trancada (*ChTTTranc*) e o coeficiente de rendimento total (*CoefRendTot*) estão relacionados. As variáveis *Sx* e *NomeCurso*

estão sempre próximas nos 3 gráficos e não possuem quase nenhuma representatividade dentro da primeira componente. No primeiro gráfico, estão pouco inseridas na segunda componente, no segundo gráfico se inserem um pouco mais e no terceiro praticamente não estão inseridas em nenhuma das componentes.

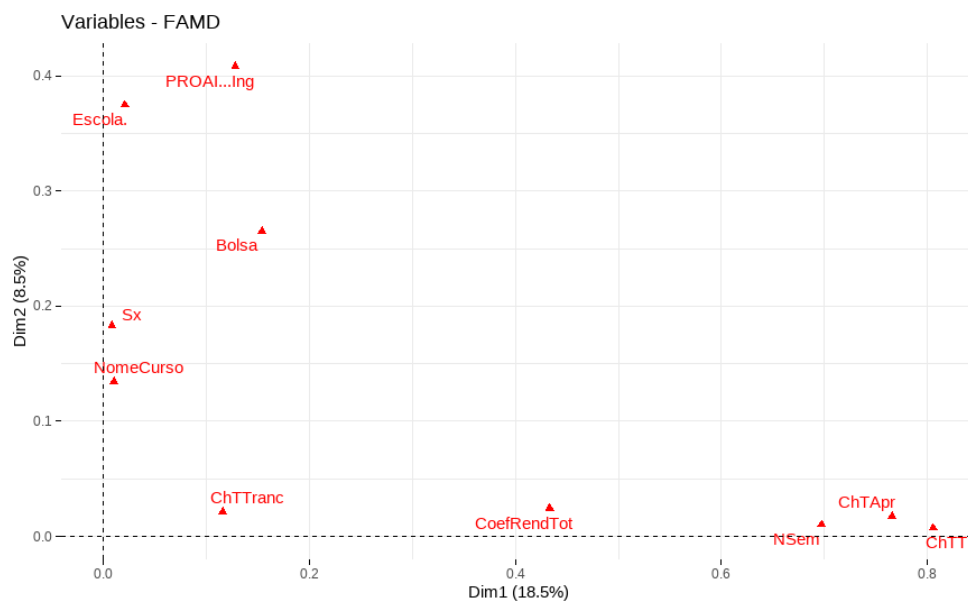


Figura 5 – Gráfico das Variáveis (Matemáticas)

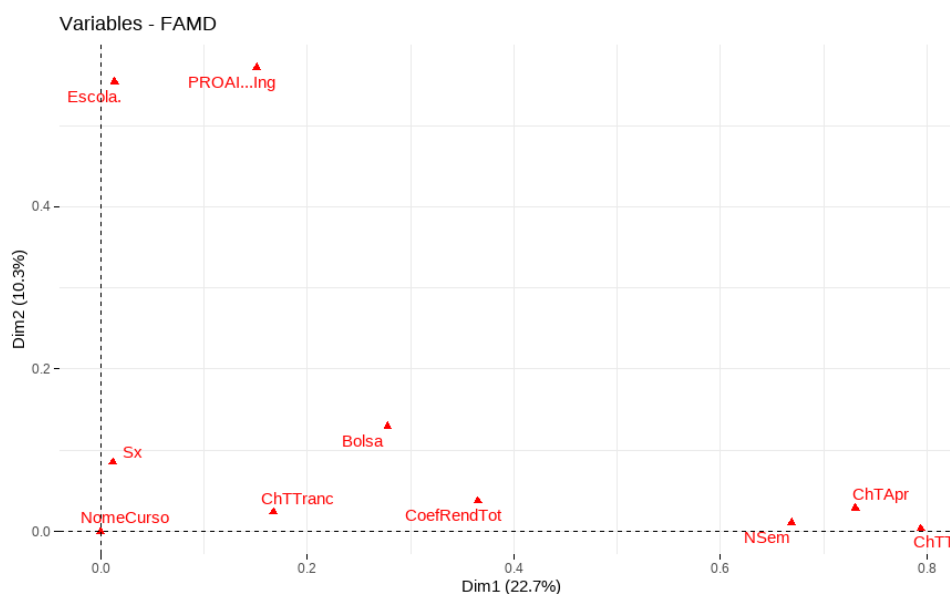


Figura 6 – Gráfico das Variáveis (Matemática Aplicada)

Nos gráficos de contribuição podemos observar quanto cada variável contribuiu na construção de cada componente principal. Noss 3 gráficos desta secção temos a contribuição das variáveis para a construção da primeira componente. Algumas similaridades entre os gráficos é que em todas as variáveis numéricas ChTT, ChTApr e NSem possuem uma grande contribuição comparada às outras, com mais de 20% de contribuição cada, a variável CoefRendTot com uma contribuição entre 10 e 15% e as variáveis NomeCurso, Escola e Sx com uma contribuição baixíssima, em alguns casos quase inexistente.

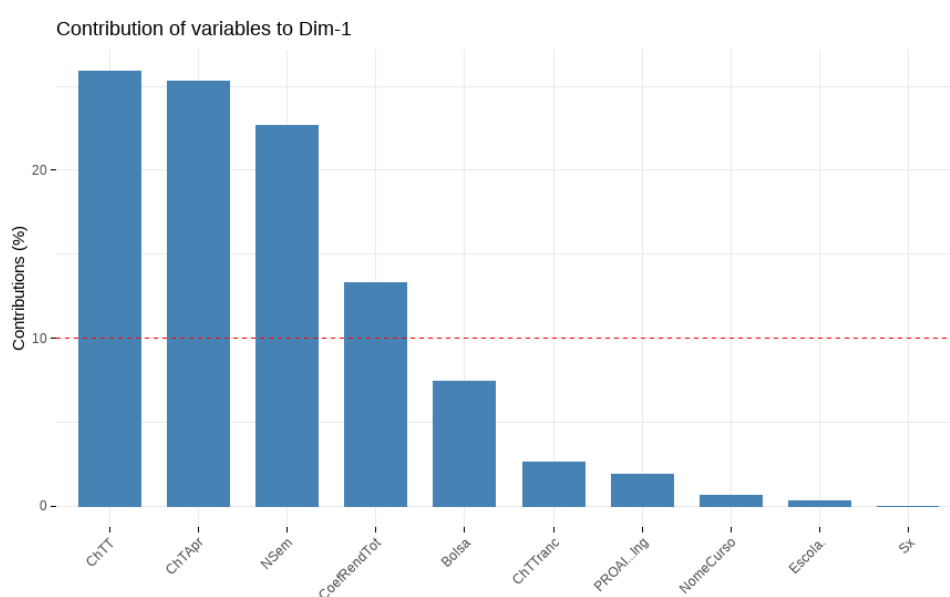


Figura 7 – Contribuição Dimensão 1 (IMEF)

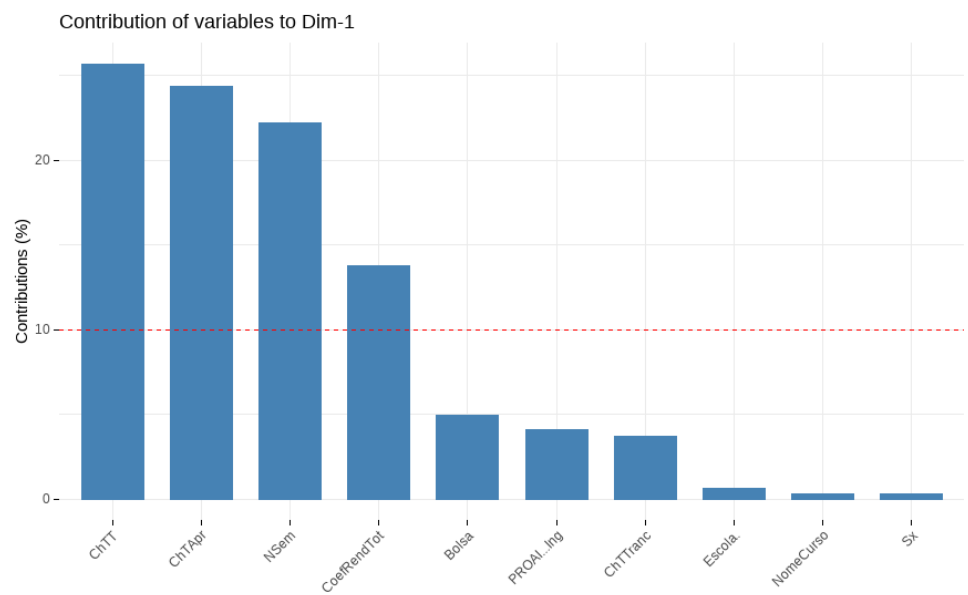


Figura 8 – Contribuição Dimensão 1 (Matemáticas)

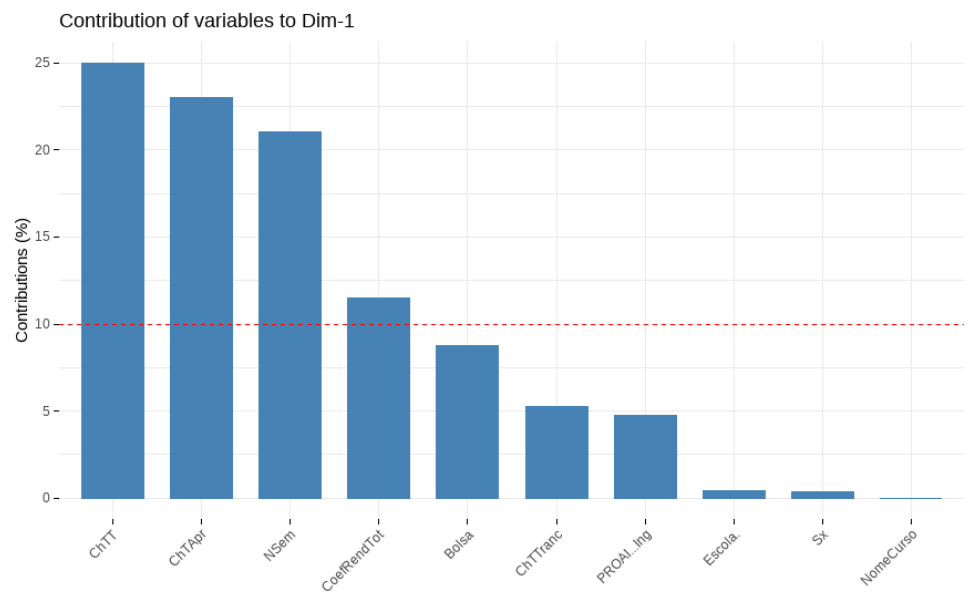


Figura 9 – Contribuição Dimensão 1 (Matemática Aplicada)

Nos gráficos de contribuição da segunda componente principal, podemos observar uma diversidade maior. Alguns pontos em comum entre os gráficos são as variáveis PROAI...Ing e Escola sempre com uma contribuição maior que 25%, sendo mais de 30% no primeiro e terceiro gráfico, e as variáveis NSem e ChTT sempre com uma contribuição baixa nesta componente. Algumas das diferenças podem ser vistas com a variável NomeCurso, que está próxima de 10% nos dois primeiros gráficos e fica praticamente nula no terceiro. As variáveis Sx e Bolsa estão próximas de 10% no primeiro gráfico, um pouco menos no terceiro e acima no segundo.

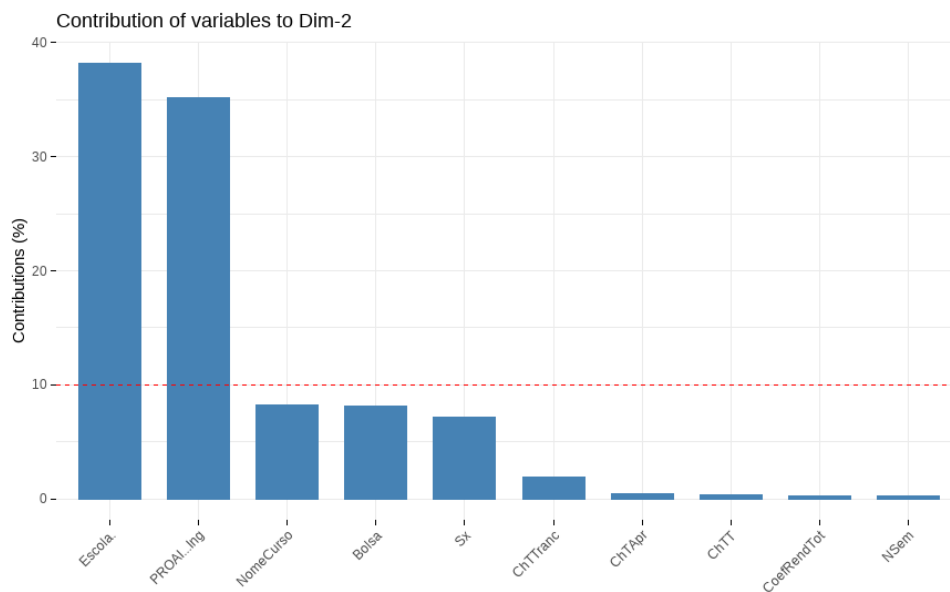


Figura 10 – Contribuição Dimensão 2 (IMEF)

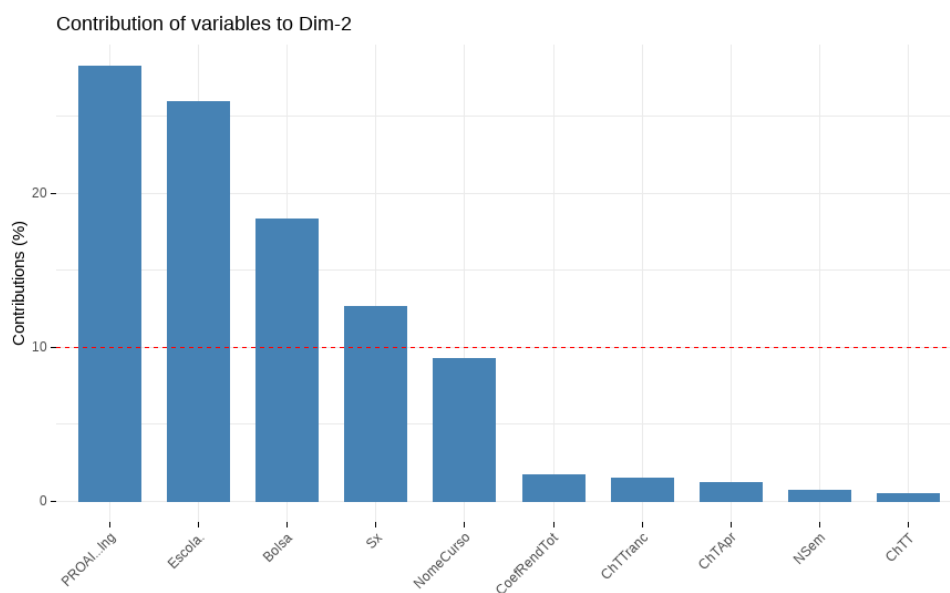


Figura 11 – Contribuição Dimensão 2 (Matemáticas)

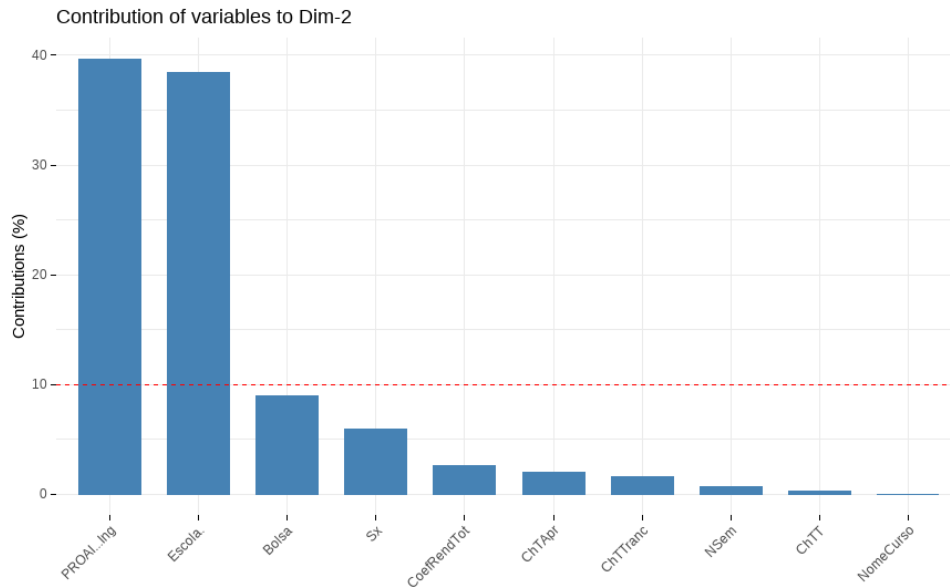


Figura 12 – Contribuição Dimensão 2 (Matemática Aplicada)

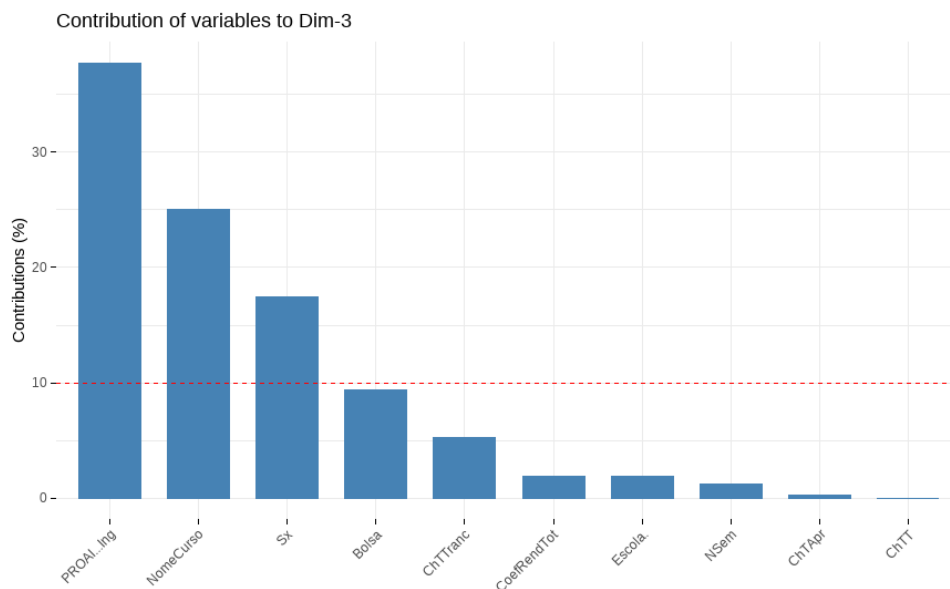


Figura 13 – Contribuição Dimensão 3 (IMEF)

No gráfico de contribuição da terceira componente principal, podemos ver que é a componente mais diversa entre as componentes apresentadas, sem nenhuma variável que se mantenha constante nos 3 conjuntos de dados. Nestes gráficos temos a variável PROAI...Ing com uma taxa de contribuição maior que 30% no primeiro e último gráfico, porém pouco acima de 20% no segundo. A variável Escola com menos de 5% no primeiro e último gráfico, porém mais de 35% no segundo. A variável NomeCurso vai decrescendo a medida que o conjunto de dados vai sendo restrito aos discentes do curso de Matemática Aplicada, tendo 25% no primeiro gráfico, 15% no segundo e quase 0 no último. O CoefRendTot cresceu ao longo da

redução do conjunto de dados, indo de algo entre 2 e 3% no primeiro para algo próximo de 5% no segundo e quase 20% no terceiro. ChTTranc também cresceu ao longo dos gráficos, com pouco mais de 5% nos dois primeiros, alcançou mais de 30% no último. As demais variáveis não tiveram uma trajetória relevante ao longo dos gráficos.

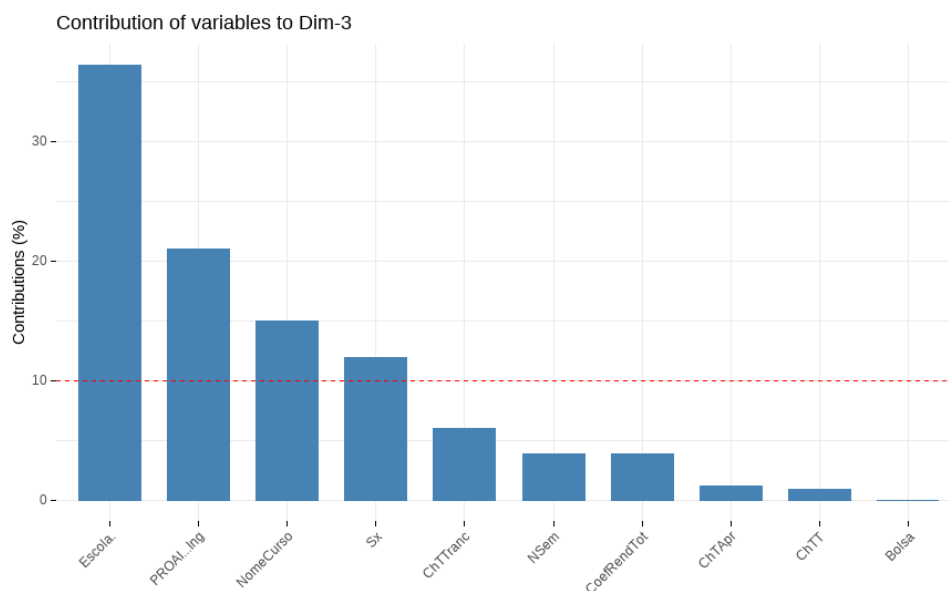


Figura 14 – Contribuição Dimensão 3 (Matemáticas)

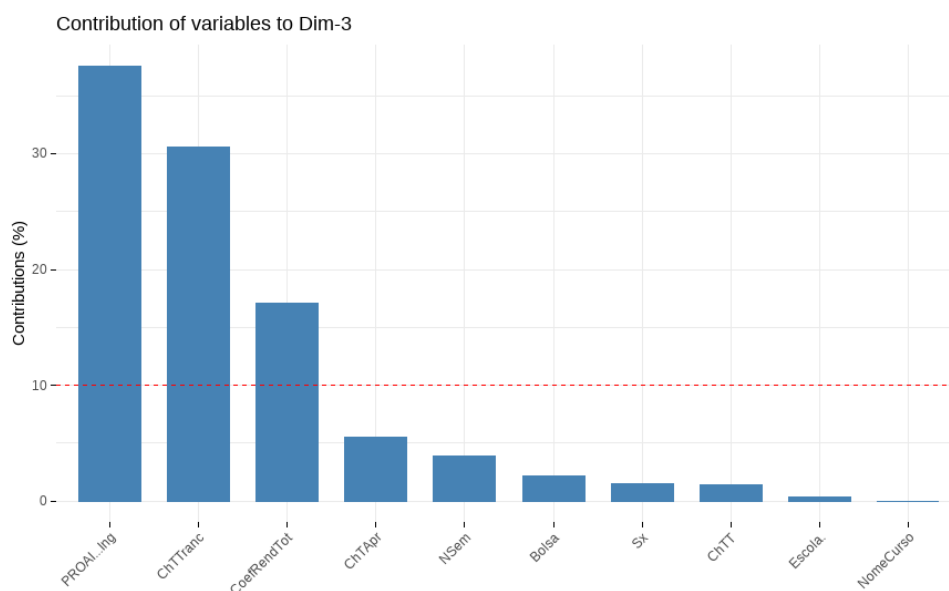


Figura 15 – Contribuição Dimensão 3 (Matemática Aplicada)

Os próximos gráficos a serem apresentados são os gráficos das variáveis quantitativas e qualitativas separadas.

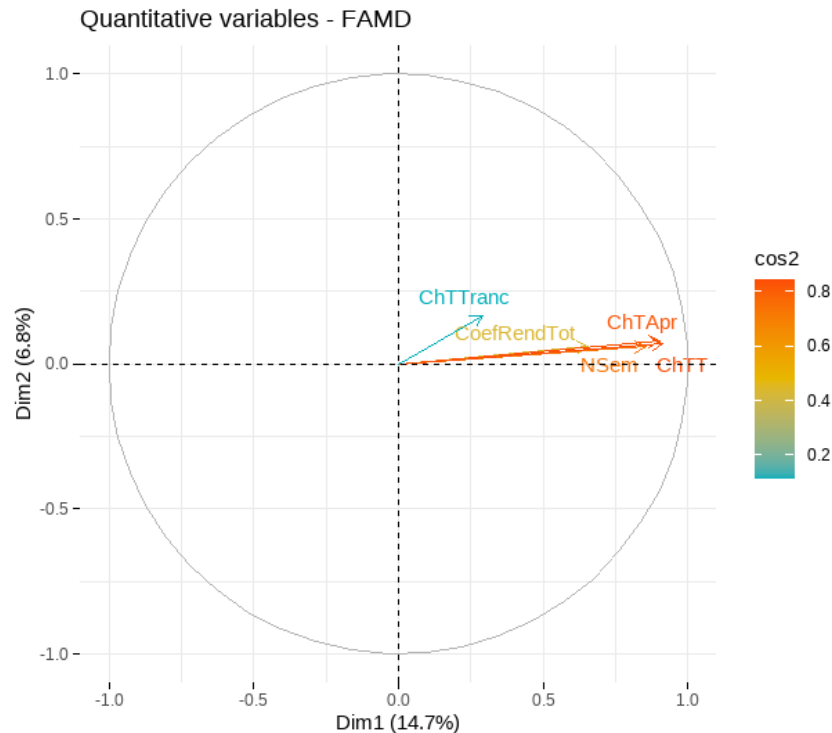


Figura 16 – Gráfico das Variáveis Quantitativas (IMEF)

A lógica por trás dos gráficos é bem parecida com a lógica do gráfico das variáveis onde os eixos de cada gráfico é formado pelas componentes principais (a primeira e a segunda componente nos resultados apresentados neste trabalho), a posição da variável indica o quão inserida ela está na componente e a proximidade entre as variáveis mostra quanto elas se relacionam entre si.

Começando pelo gráfico das variáveis quantitativas, uma diferença para os demais gráficos apresentados, é que neste ele é parecido com um radar, onde a distância das variáveis para o centro representa o peso ou relevância de cada variável no conjunto de dados, esse peso pode ser observado pela cor da variável sendo que quanto mais azul ou quanto mais fria e intensa a cor for menos influência a variável tem no conjunto de dados e quanto mais vermelha ou mais quente e mais intensa a sua cor for mais importante ela será.

Dentre as similaridades no gráficos dos 3 conjuntos de dados é possível observar que a variável ChTTranc está sempre azul, ou seja, possui pouco peso em todos os gráficos. O CoefRendTot vai levemente perdendo peso ao longo da redução do conjunto de dados. As variáveis NSem, ChTT e ChTApr sempre próximas e com bastante peso, porém no último gráfico ChTT ganha mais peso e as outras duas perdem um pouco.

Assim, como no gráfico das variáveis quantitativas, o peso das variáveis no conjunto de dados é representado pela sua coloração, importante destacar que este peso é um

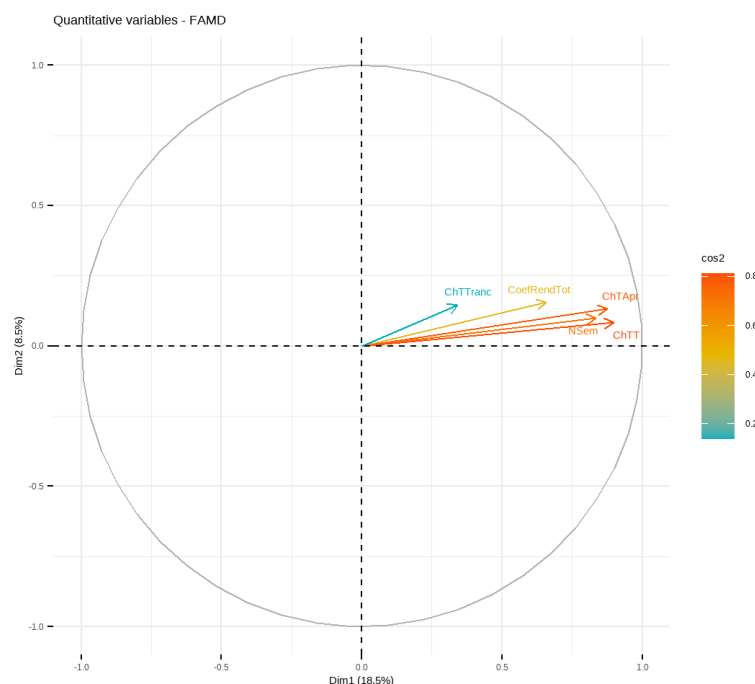


Figura 17 – Gráfico das Variáveis Quantitativas (Matemáticas)

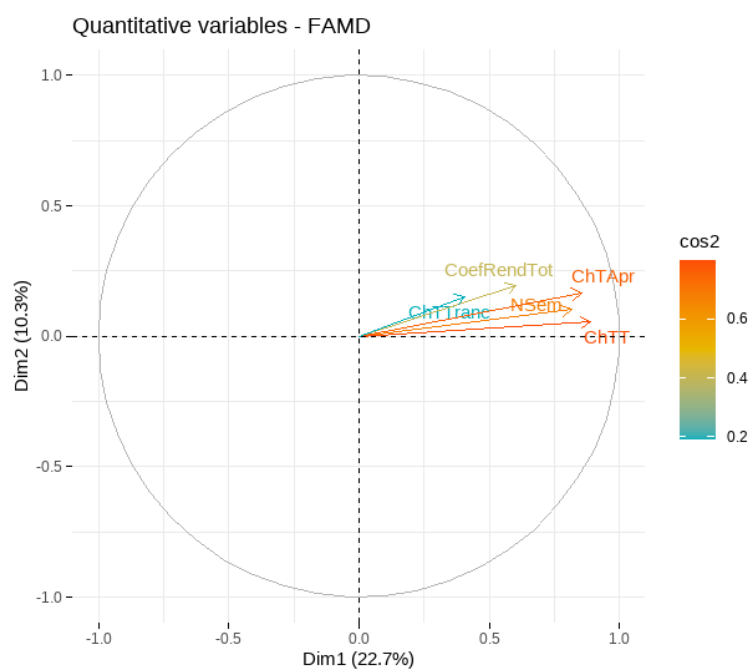


Figura 18 – Gráfico das Variáveis Quantitativas (Matemática Aplicada)

comparativo apenas entre as variáveis de mesmo tipo, sendo uma variável categórica de cor quente não necessariamente possui um peso maior do que uma variável numérica de cor fria no mesmo conjunto de dados e vice-versa. Uma diferença deste para o gráfico das variáveis numéricas é que as variáveis categóricas são divididas entre as suas categorias, por exemplo a variável Bolsa foi dividida entre suas duas categorias

comBolsa e semBolsa, assim é possível ver melhor como o grupo de alunos evadidos se caracteriza em cada conjunto de dados.

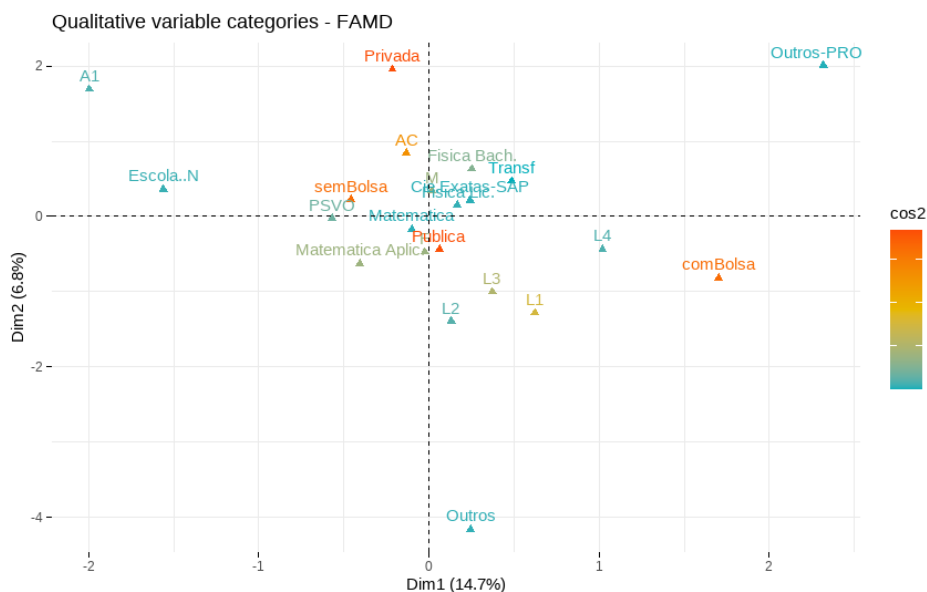


Figura 19 – Gráfico das Variáveis Qualitativas (IMEF)

No conjunto de dados que compila todos os alunos evadidos do IMEF podem ser destacados que os cursos de Física Bacharelado e Matemática Aplicada possuem maior peso que os demais cursos, as categorias ampla concorrência e L1 têm mais peso dentro da variável PROAI...Ing, as categorias Escola pública, privada, com bolsa e sem bolsa, além da ampla concorrência, são as de maior peso no gráfico e o sexo masculino tem mais peso que o feminino dentre os evadidos do IMEF.

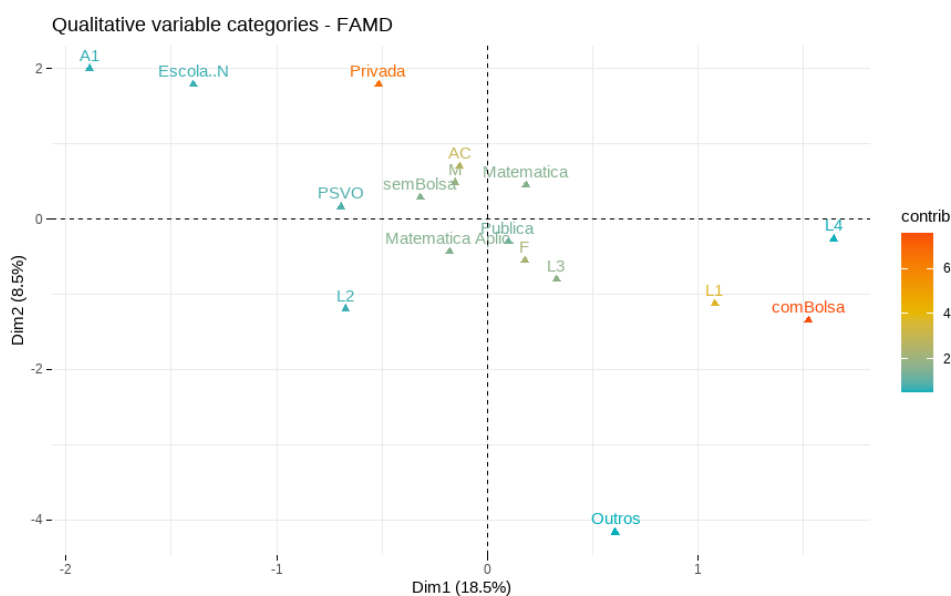


Figura 20 – Gráfico das Variáveis Qualitativas (Matemática)

No gráfico referente apenas aos alunos das matemáticas vemos que as categorias semBolsa e Pública perdem peso e o sexo feminino ganha peso.



Figura 21 – Gráfico das Variáveis Qualitativas (Matemática Aplicada)

No gráfico referente apenas aos alunos da Matemática Aplicada vemos que a categoria ampla concorrência e comBolsa perdem peso e a categoria L3 ganha. Um agrupamento que podemos caracterizar ao longo dos gráficos são alunos evadidos vindos de escola pública por ampla concorrência ou PSVO de todos os cursos do IMEF, sem bolsa ao longo da trajetória e sem distinção de sexo.

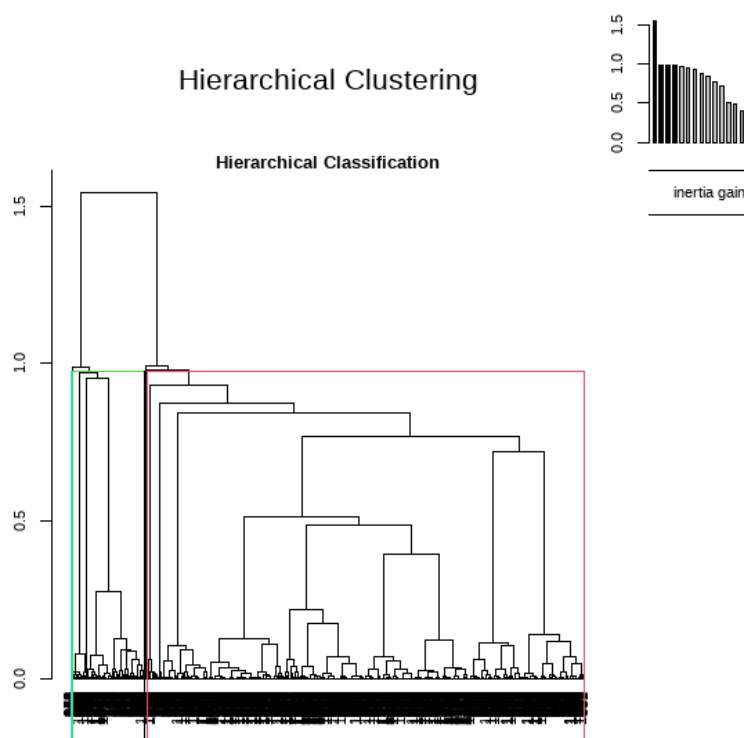


Figura 22 – Clusterização Hierárquica (IMEF)

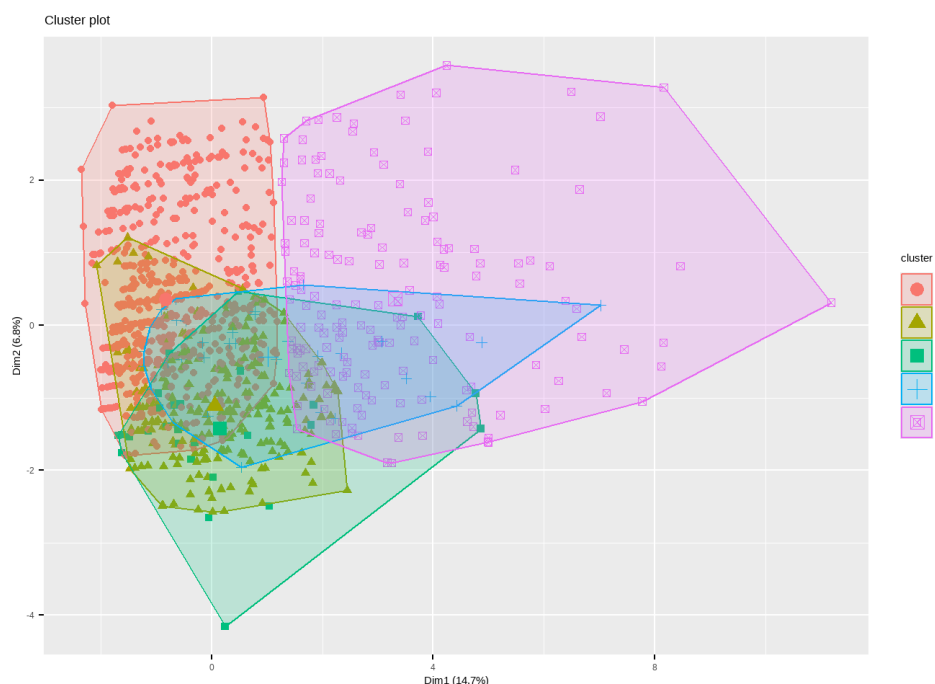


Figura 23 – Clusters (IMEF)

As figuras 22 e 23 apresentam, respectivamente, o dendrograma e as elipses definindo os clusters.

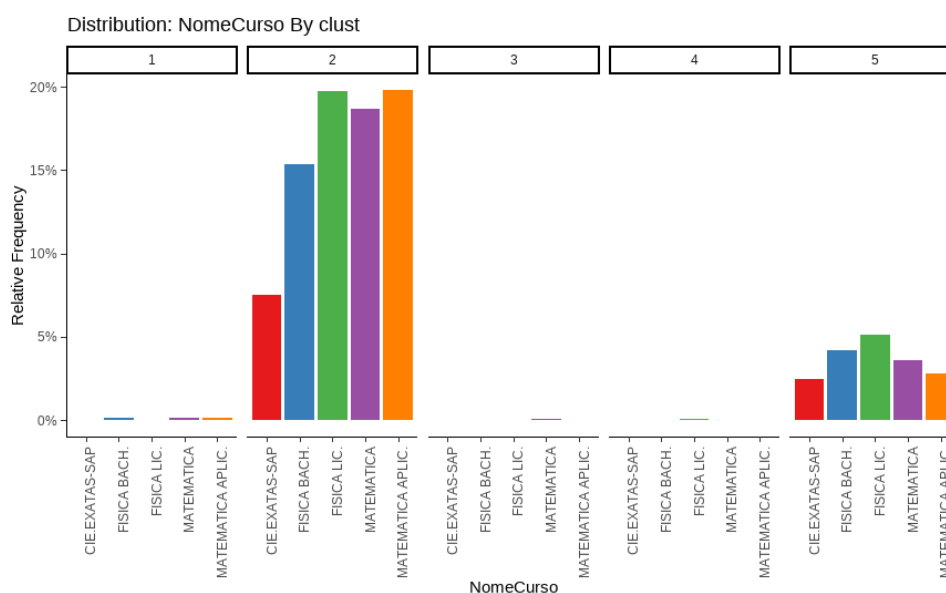


Figura 24 – Clusters Cursos (IMEF)

Fazendo uma análise descritiva da análise de cluster realizada, foram encontrados 5 grupos distintos para o IMEF. Na figura 24 pode-se verificar que o cluster 1 é composto por estudantes de Física Bacharelado, Matemática Licenciatura e Matemática Aplicada. Analisando os dados gerais, são 6 estudantes de PROAI A1, todos os 6

ingressantes no IMEF no período analisado evadiram.

Os clusters 3 e 4, são formados cada um por um único indivíduo, que tem características distintas: no grupo 3, esse aluno entrou pela modalidade Outros, o qual não se tem um maior refinamento, esteve matriculado por 2 semestres e tinha bolsa; já o indivíduo do cluster 4, é um aluno que veio por transferência, esteve matriculado por 4 semestres e não tinha bolsa no período.

O cluster 3 é o maior grupo, com 961 indivíduos. E tem por principal característica a carga horária máxima matriculada de até 1605 horas, com mediana de 390 horas. Deste grupo, somente 13% dos estudantes tinham algum tipo de auxílio.

O cluster 4 apresenta por característica básica que o diferencia do cluster 3 a carga horária cursada: a mediana é de 1328 horas e o máximo é de 3930 horas. Outra diferença em relação ao grupo 3, é o percentual de alunos com algum tipo de auxílio, 54,2% do grupo teve algum tipo de auxílio no período.

Na figura 25 relativo ao IMEF como um todo, pode-se observar que o percentual de discentes que ingressaram por PSVO é o segundo mais alto (21,4%), perdendo apenas para a modalidade ampla concorrência (47,6%).

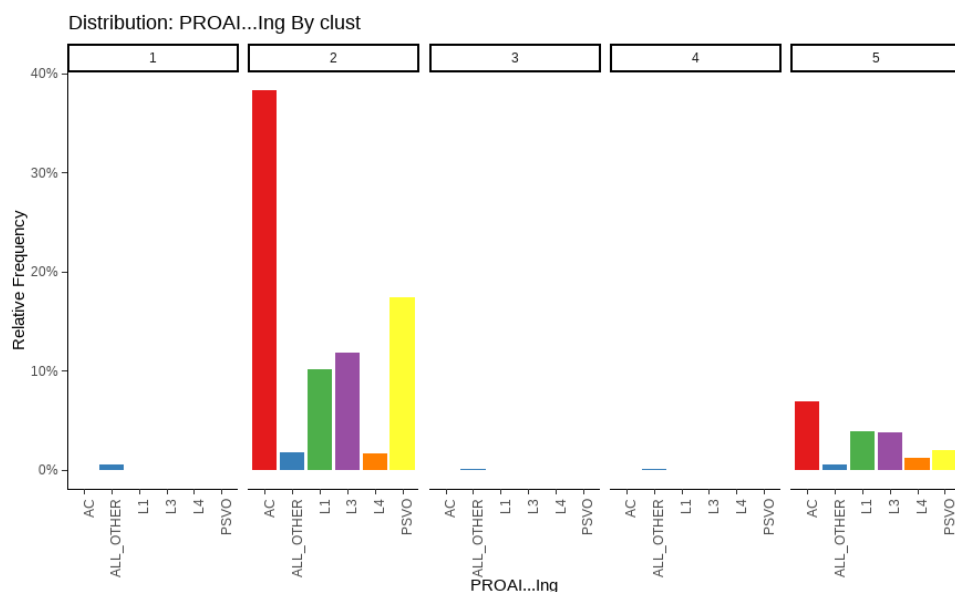


Figura 25 – Clusters PROAI (IMEF)

No período analisado, ingressaram no IMEF 354 estudantes no PSVO dos quais 206 estão representados no grupo 3 e 23 indivíduos no grupo 5. Neste contexto 64,7% dos ingressantes em PSVO evadiram do IMEF.

Quando o recorte da análise são os cursos de Matemática Licenciatura e Matemática Aplicada, o padrão dos grupos é bastante semelhante ao geral do IMEF, figuras 23 e 26. Já se o foco for somente o curso de Matemática Aplicada, o padrão dos clusters é um pouco diferente dos anteriores, embora ainda divida em 5 grupos.

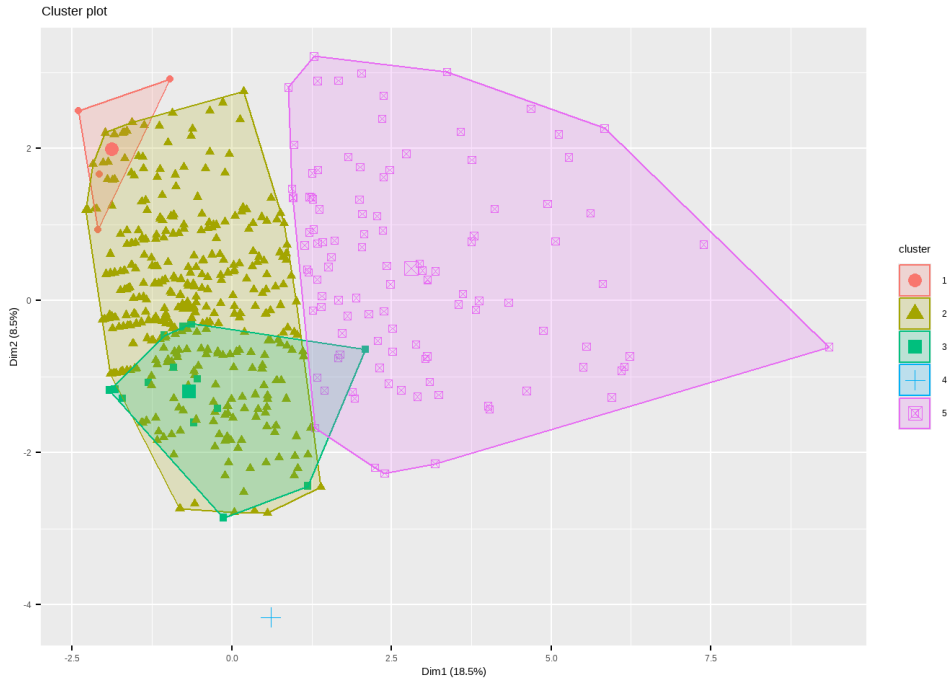


Figura 26 – Clusters Matemáticas

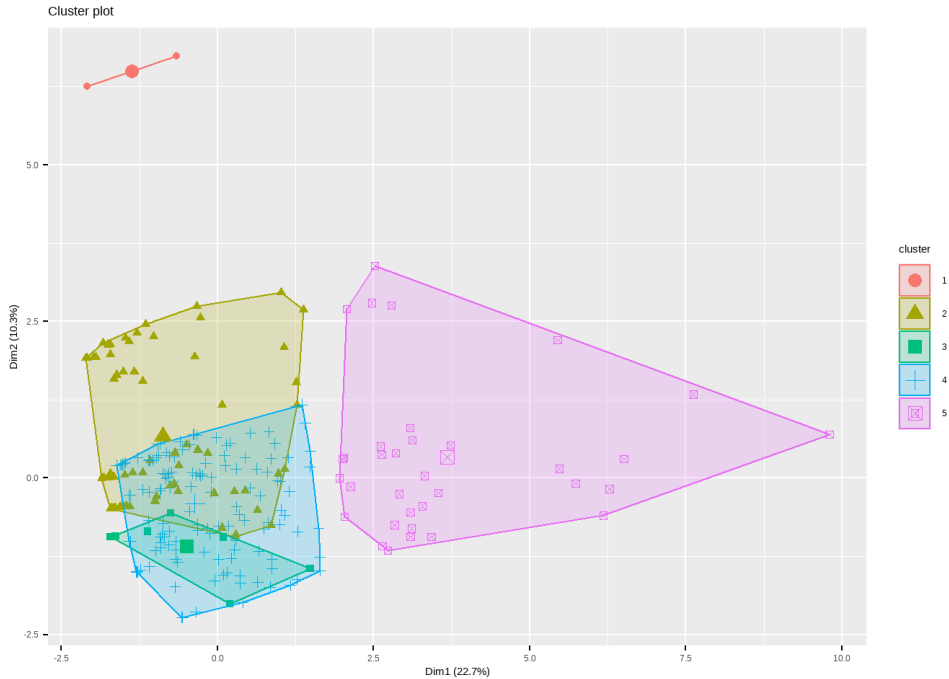


Figura 27 – Clusters PROAI (Matemática)

Focando no curso de Matemática Aplicada podemos ter a seguinte percepção dos clusters de acordo com [28]:

- O grupo 1 é formado pelos dois estudantes que ingressaram por cotas A1.
- O grupo 2 é composto por 70 estudantes, sendo 25,7% ingressantes por AC e os 74,3% restantes ingressantes por PSVO.
- O grupo 3 foi formado, por 7 alunos que ingressaram por L2.
- O grupo 4 apresenta por característica estarem neste grupo, discentes ingressantes por AC, e cotas L1 e L3.
- O grupo 5 é representado por 34 estudantes, dos quais 55,8% possuíram algum tipo de auxílio no período em que estiveram matriculados.

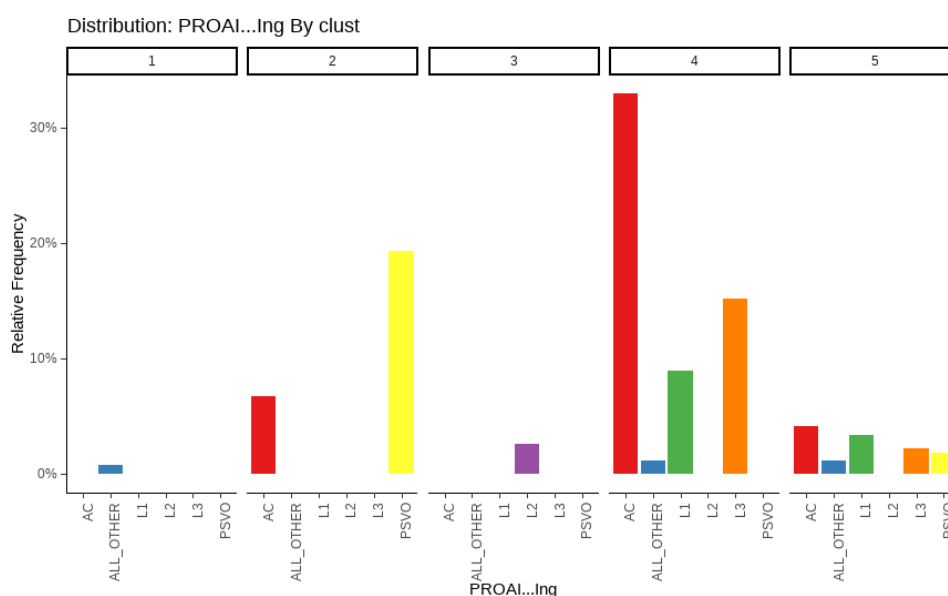


Figura 28 – Clusters PROAI (Matemática Aplicada)

5

Conclusão

A Análise Fatorial de Dados Mistos (FAMD) se mostrou uma ferramenta importante para encontrar padrões dos evadidos, especialmente no contexto da evasão acadêmica. Trabalhar com variáveis quantitativas e qualitativas, a FAMD oferece uma visão mais abrangente e precisa dos fatores que influenciam na evasão dos estudantes.

No estudo realizado no IMEF-FURG, a aplicação dessa metodologia revelou padrões importantes sobre os alunos evadidos, destacando a influência de variáveis como o tipo de escola de origem (pública ou privada), a modalidade de ingresso (como L1, L2, L3 e L4), e o desempenho acadêmico medido por coeficientes de rendimento e carga horária cursada.

A FAMD permitiu identificar que fatores como a falta de bolsas, a carga horária trancada e o baixo coeficiente de rendimento estão associados à evasão, indicando áreas onde as políticas institucionais podem ser aprimoradas.

Como trabalho futuro pode-se ampliar para os cursos de Física e Ciências Exatas do IMEF e expandir para os demais institutos.

Referências

- BENZÉCRI, J.-P. L'analyse des données. *The London, Edinburgh, and Dublin philosophical magazine and journal of science*, Dunod, v. 1, 1965. Citado 2 vezes nas páginas 5 e 9.
- BRUCE, P.; BRUCE, A.; GEDECK, P. *Practical statistics for data scientists: 50+ essential concepts using R and Python*. [S.l.]: O'Reilly Media, 2020. Citado na página 7.
- FRITSCH, R.; ROCHA, C. S. d.; VITELLI, R. F. A evasão nos cursos de graduação em uma instituição de ensino superior privada. *Revista Educação em Questão*, v. 52, n. 38, p. 81–108, 2015. Citado na página 13.
- JOLLIFFE, I. T.; CADIMA, J. Principal component analysis: a review and recent developments. *Philos. Trans. A Math. Phys. Eng. Sci.*, The Royal Society, v. 374, n. 2065, p. 20150202, abr. 2016. Citado na página 9.
- PAGÈS, J. Analyse factorielle de donnees mixtes: principe et exemple d'application. *Revue de statistique appliquée*, v. 52, n. 4, p. 93–111, 2004. Citado 2 vezes nas páginas 5 e 10.
- PEARSON, K. Liii. on lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin philosophical magazine and journal of science*, Taylor & Francis, v. 2, 1901. Citado 2 vezes nas páginas 5 e 7.
- ROUX, B. le; ROUANET, H. *Multiple Correspondence Analysis*. Thousand Oaks, CA: SAGE Publications, 2010. (Quantitative Applications in the Social Sciences). Citado na página 10.
- TUKEY, J. W. et al. *Exploratory data analysis*. [S.l.]: Reading, MA, 1977. v. 2. Citado na página 7.



Universidade Federal do Rio Grande – FURG

Instituto de Matemática, Estatística e Física

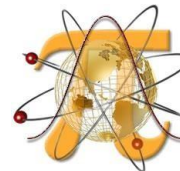
Curso de Bacharelado em Matemática Aplicada

Av. Itália km 8 Bairro Carreiros

Rio Grande-RS CEP: 96.203-900 Fone (53)3293.5411

e-mail: imef@furg.br

Sítio: www.imef.furg.br



Ata de Defesa de Monografia

No sexto dia do mês de fevereiro de 2025, às 10h, no Auditório do IMEF, foi realizada a defesa do Trabalho de Conclusão de Curso do acadêmico **Gabriel Guerra da Silva**, intitulada “**Análise Fatorial de Dados Mistos (FAMD) - Um estudo sobre a evasão no IMEF-FURG**”, sob a orientação da Profa. Dra. Raquel da Fontoura Nicolette, deste instituto. A banca avaliadora foi composta pela Profa. Dra. Cátia Machado (IMEF/FURG) e pelo Msc. Inácio Puntel dos Passos. O candidato foi aprovado somente após satisfazer as exigências que constam na folha de modificações, no prazo fixado pela banca. Na forma regulamentar, foi lavrada a presente ata, que é abaixo assinada pelos membros da banca, na ordem acima relacionada.

Documento assinado digitalmente



RAQUEL DA FONTOURA NICOLETTE

Data: 14/02/2025 14:37:39-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Raquel da Fontoura Nicolette
Orientadora

Documento assinado digitalmente



CATIA MARIA DOS SANTOS MACHADO

Data: 11/02/2025 11:46:17-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Profa. Dra. Cátia Machado

Documento assinado digitalmente



INACIO PUNTEL DOS PASSOS

Data: 07/02/2025 13:56:18-0300

Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Msc. Inácio Puntel dos Passos