INSTITUTO DE INFORMÁTICA
UFRGS

CLASSIFICAÇÃO DE SUICIDALIDADE EM UMA VASTA COORTE OCUPACIONAL: UMA ANÁLISE DE ALGORITMOS DE APRENDIZADO DE MÁQUINA APLICADOS AO ESTUDO ELSA-BRASIL

Gabriel de Souza Seibel

Trabalho de Graduação — Dezembro de 2020

AGENDA

1. Introdução
2. Trabalhos Relacionados
3. Metodologia
4. Experimentos
5. Resultados
6. Conclusões

Introdução

- Mais de 800.000 por ano [1]
- 1 a cada 40 segundos [1]
- Segunda maior causa de mortes entre pessoas de 15 a 29 anos [2]
- 80% acontecem em países em desenvolvimento [2]

1: REID (2010), 2: WHO (2017)

- Ideação como vulnerabilidade
- Suicidalidade e intenção

$$\text{Suicidalidade} = \text{Ideação}_{\text{e/ou}}\ \text{Taedium Vitae}_{\text{e/ou}}\ \text{Desesperança}$$

Nos últimos 7 dias:

- Se sentiu completamente sem esperança, por exemplo, em relação ao seu futuro?
- Sentiu que não vale a pena viver?
- Pensou em se matar?

OBJETIVO GERAL

Em um população de
brasileiros adultos com transtorno mental comum,

criar modelos de
classificação de suicidalidade com alto desempenho

e extrair **padrões e fatores** socioeconômicos, biológicos e comportamentais indicadores de suicidalidade.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Mitigar desbalanço de classes
- Obter conjunto pequeno de atributos
- Testar diferentes classificadores e abordagem ensemble

Trabalhos Relacionados

Figura: Artigo de revisão sistemática da literatura (Burke, 2019)

Journal of Affective Disorders 245 (2019) 869–884

Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Affective Disorders

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jad

Review article

The use of machine learning in the study of suicidal and non-suicidal self-injurious thoughts and behaviors: A systematic review

Taylor A. Burke[a,1,*], Brooke A. Ammerman[b,1], Ross Jacobucci[b]

[a] Temple University, Department of Psychology, Philadelphia, PA, USA
[b] University of Notre Dame, Department of Psychology, Notre Dame, IN, USA

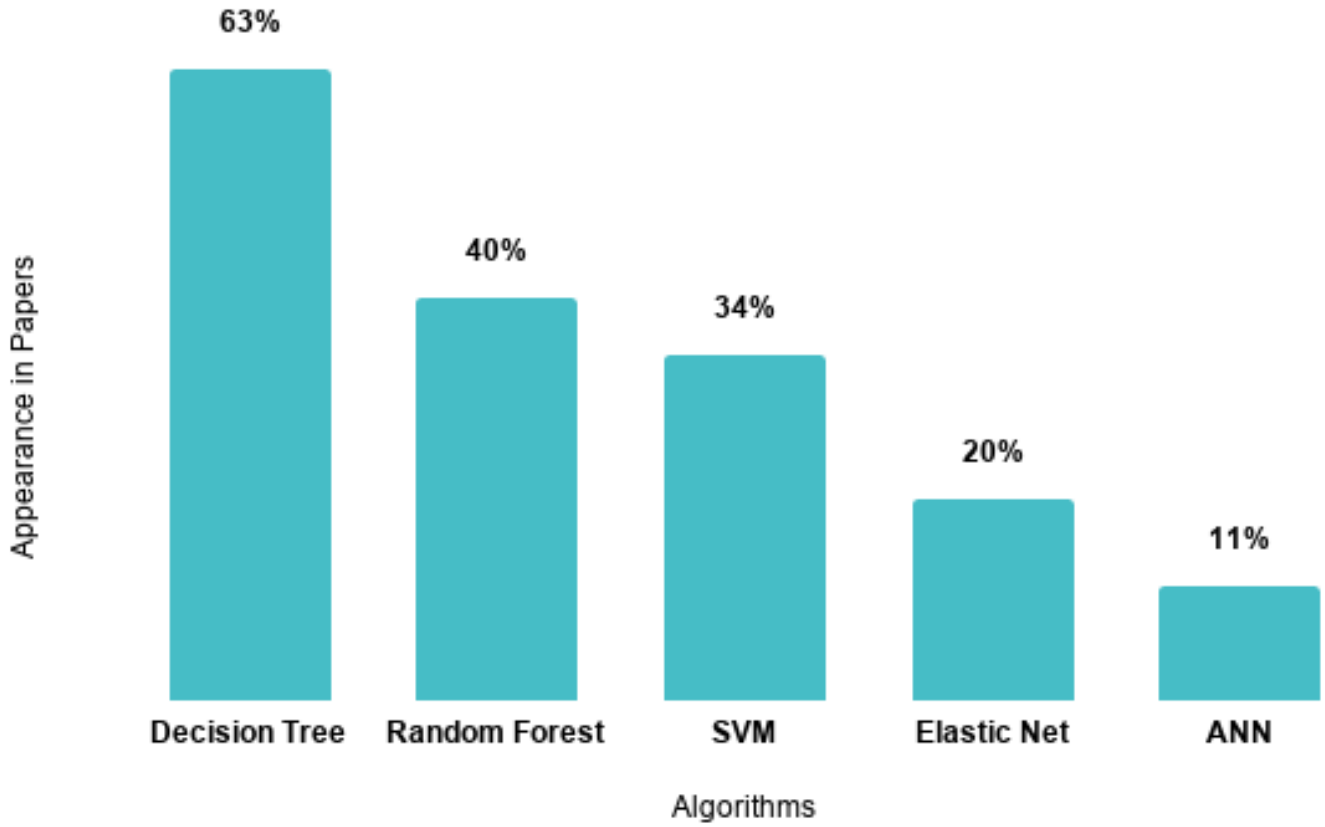
ARTICLE INFO

Keywords:
Machine learning
Suicide
Suicide attempt
Suicide risk
Suicidal ideation
Non-suicidal self-injury
Big data
Pattern recognition
Exploratory data mining

ABSTRACT

Background: Machine learning techniques offer promise to improve suicide risk prediction. In the current systematic review, we aimed to review the existing literature on the application of machine learning techniques to predict self-injurious thoughts and behaviors (SITBs).
Method: We systematically searched PsycINFO, PsycARTICLES, ERIC, CINAHL, and MEDLINE for articles published through February 2018.
Results: Thirty-five articles met criteria to be included in the review. Included articles were reviewed by outcome: suicide death, suicide attempt, suicide plan, suicidal ideation, suicide risk, and non-suicidal self-injury. We observed three general aims in the use of SITB-focused machine learning analyses: (1) improving prediction accuracy, (2) identifying important model indicators (i.e., variable selection) and indicator interactions, and (3) modeling underlying subgroups. For studies with the aim of boosting predictive accuracy, we observed greater

Figura: Resumo de prevalência de algoritmos na revisão de Burke (2019)



Fonte: Autor

CONSTATAÇÕES DA REVISÃO SISTEMÁTICA

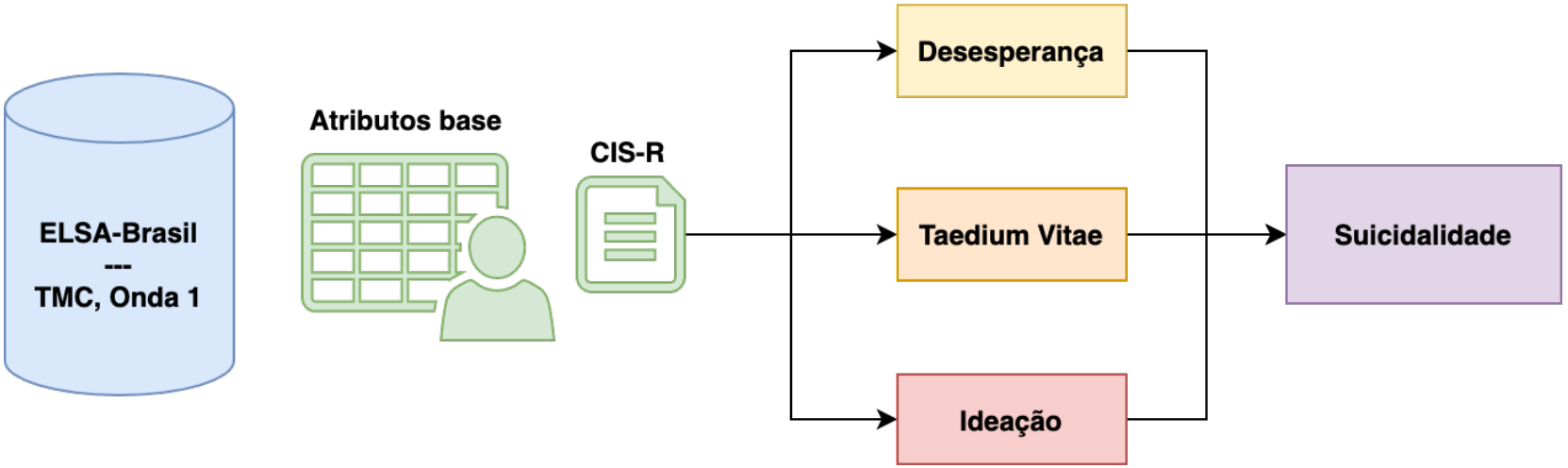
- Modelos simples - interpretabilidade
- Tratamento de desbalanço de classes
- Métricas insuficientes

Paper	*Algorithm*	*F_2-Score*	*AUCROC*	*Sensitivity*	*Specificity*
A	XGB	0.84	0.86	0.79	0.79
B	ANNs/RF	0.71	0.88	0.80	0.79
C	ANN	0.48	0.88	0.81	0.77
D	EN	0.45	0.79	0.67	0.78
E	RFs		0.98		
F	RF		0.92		
G	SVM			0.77	0.79

A: JUNG et al. (2019);
B: ROY et al. (2020);
C: OH et al. (2020);
D: LIBRENZA-GARCIA et al. (2020);
E: SCHUBACH et al. (2017);
F: GRADUS et al. (2017);
G: BARROS et al. (2017).

Metodologia

Figura: Modelagem de dados e classificação



LIMPEZA DOS DADOS - PROCESSO

Tabela: Número de variáveis envolvidas em etapas da limpeza dos dados

Conjunto de Atributos	*Tamanho do Conjunto*
Total (dados brutos)	2463 (100%)
Removidos (vazamento de informação)	13 (0.69%)
Removidos (valores faltantes)	773 (31.38%)
Removidos (texto livre)	47 (1.91%)
Restante (dados limpos)	**1626 (66.02%)**

Tabela: Principais características do conjunto de dados limpo

Característica	*Valor*
#Instâncias	4039
#Atributos	1626
#Positivos	1120 (27.73%)
#Negativos	2919 (72.27%)

- Downsampling
- Atribuição de valores faltantes
- Corte por variância quase nula
- Filtragem de correlações altas
- SMOTE - Synthetic Minority Oversampling Technique

- Elastic Nets
- Redes Neurais
- Florestas Aleatórias

Figura: Pseudocódigo do algoritmo RFE

Algorithm 2: Recursive feature elimination incorporating resampling

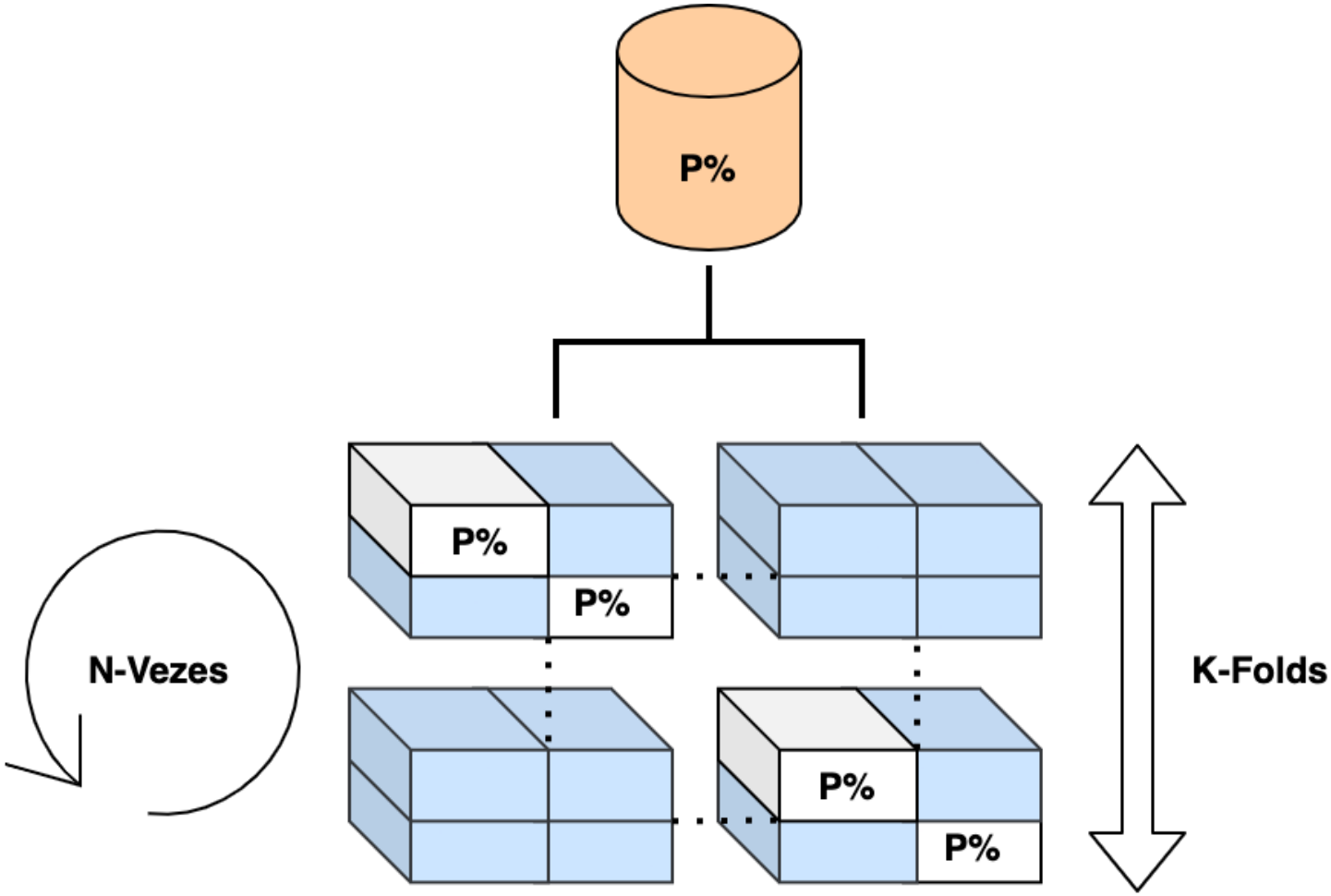
```
for Each Resampling Iteration do
    Partition data into training and test/hold–back set via resampling
    Tune/train the model on the training set using all predictors
    Predict the held–back samples
    Calculate variable importance or rankings
    for Each subset size S_i, i = 1 ... S do
        Keep the S_i most important variables
        [Optional] Pre–process the data
        Tune/train the model on the training set using S_i predictors
        Predict the held–back samples
        [Optional] Recalculate the rankings for each predictor
    end
end
Calculate the performance profile over the S_i using the held–back samples
Determine the appropriate number of predictors
Estimate the final list of predictors to keep in the final model
Fit the final model based on the optimal S_i using the original training set
```

- Precisão (*Pr*) e Recall (*Re*)
- Sensibilidade e Especificidade
- Área sob a curva ROC (*AUCROC*)
- F_2-Score

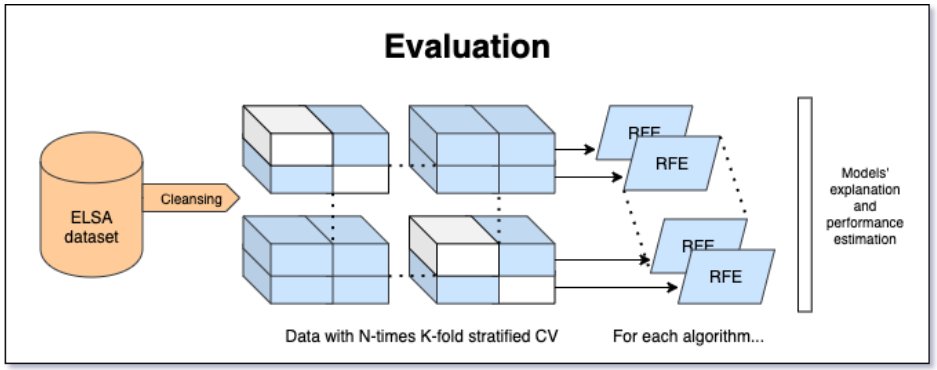
$$F_2 = \frac{5 * TP}{5 * TP + 4 * FN + FP} \tag{1}$$

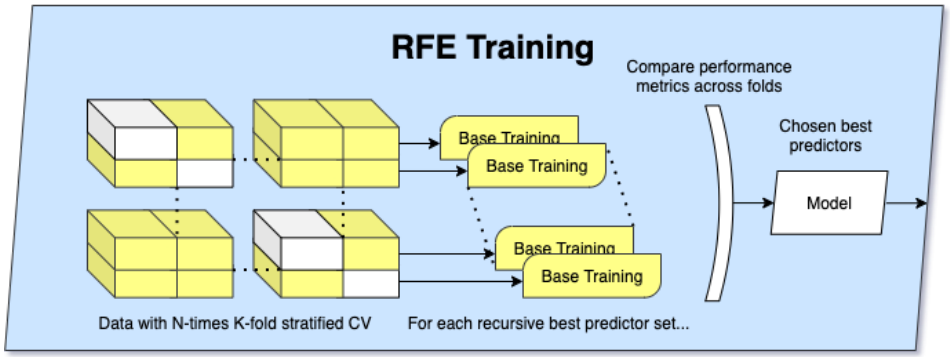
$$F_2 = \frac{5 * Pr * Re}{4 * Pr + Re} \tag{2}$$

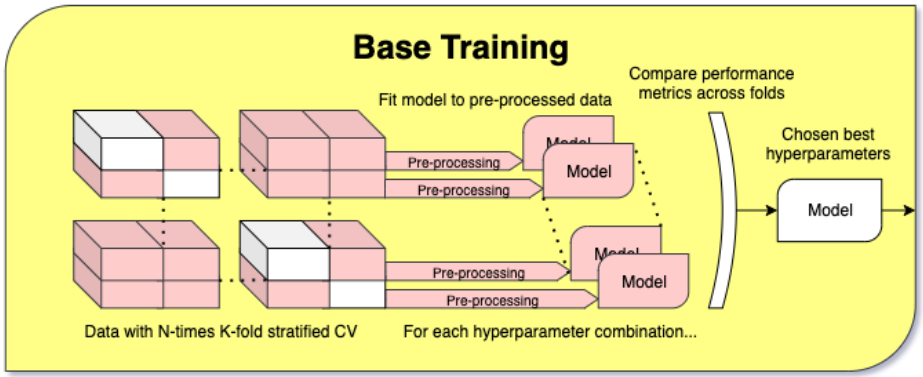
Figura: Validação cruzada repetida e estratificada

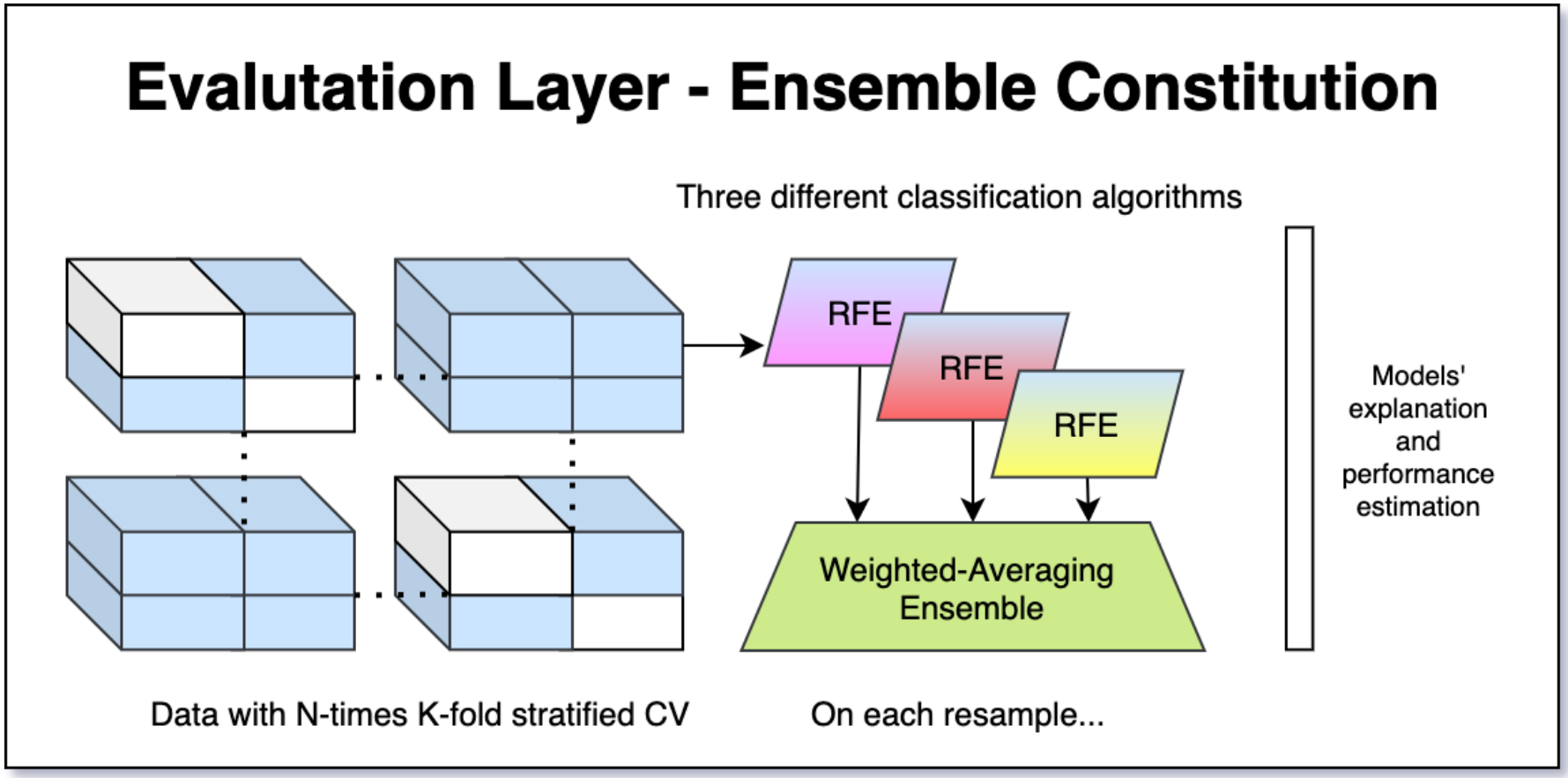


VALIDAÇÃO CRUZADA ANINHADA








Evalutation Layer - Ensemble Constitution
Three different classification algorithms
RFE
RFE
RFE
Weighted-Averaging Ensemble
Models' explanation and performance estimation
Data with N-times K-fold stratified CV
On each resample...

Experimentos

Parameter	*Value*
CV Avaliação - K (folds)	10
CV Avaliação - N (vezes)	3
CV Treino RFE - K (folds)	5
CV Treino RFE - N (vezes)	2
CV Treino Base - K (folds)	5
CV Treino Base - N (vezes)	2
Downsampling - Taxa positivos	33.3%
SMOTE - Taxa positivos	50%
RFE - Número de atributos	$(2^k)_{k=3}^{k=9}$

- Busca em grade

Parâmetro	*Valores*
Elastic Net - Alpha	0.1 , 0.325 , 0.550 , 0.775 , 1
Elastic Net - Lambda	2e-4 , 9.2e-4 , 4.3e-3 , 2e-2 , 9.2e-2
Rede Neural - Camada 1	1 , 2 , 3 , 4 , 5
Rede Neural - Camada 2	0 , 1 , 2 , 3 , 4
Floresta Aleatória - Atributos	2, 17, 33, 48, 64
Floresta Aleatória - Node-split	*gini*, *extratrees*
Ensemble - Pesos dos modelos	1/3

Linguagem *R*

Pacotes principais:

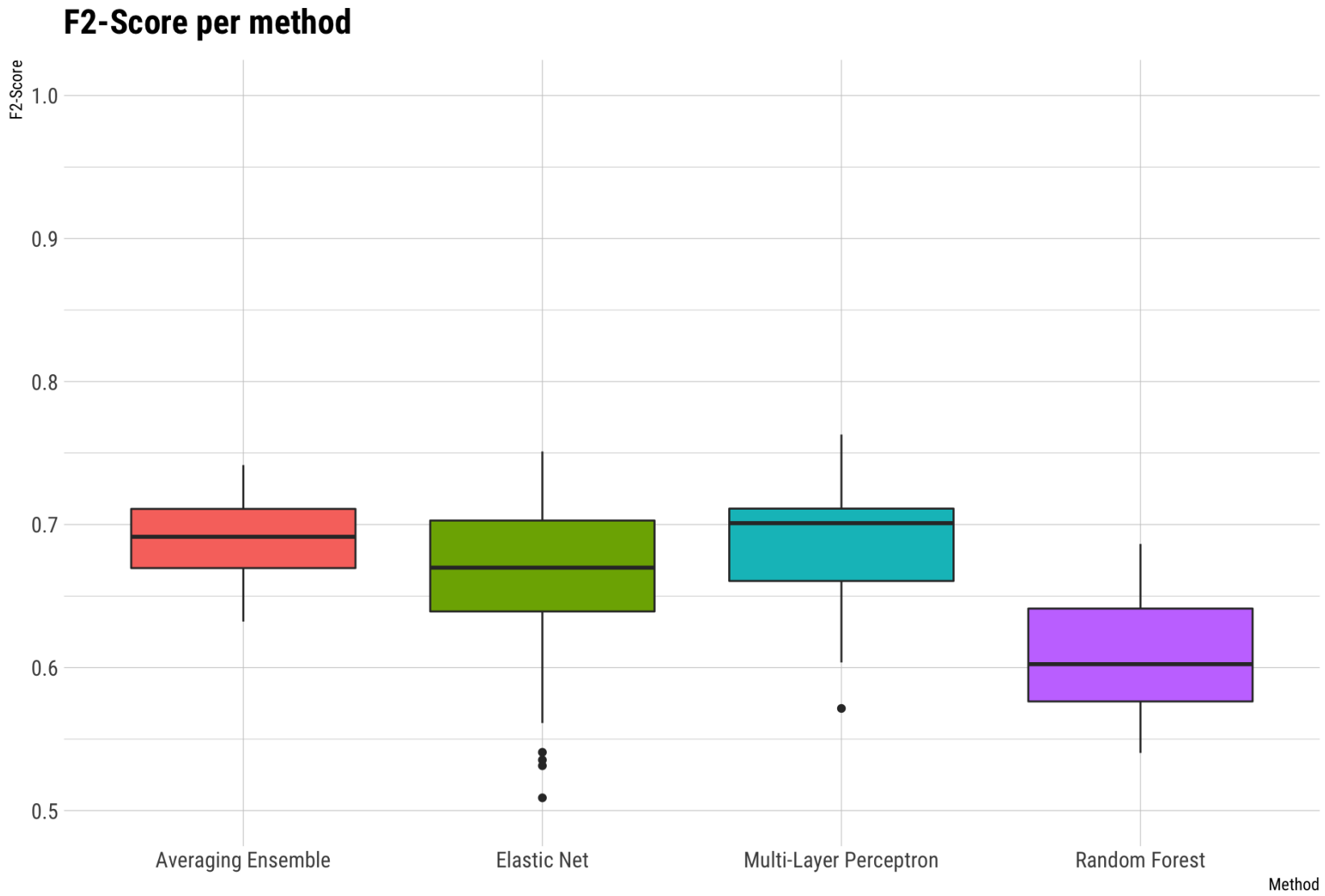
- *caret*
- *recipes*
- *dplyr*
- *purrr*
- *ggplot2*

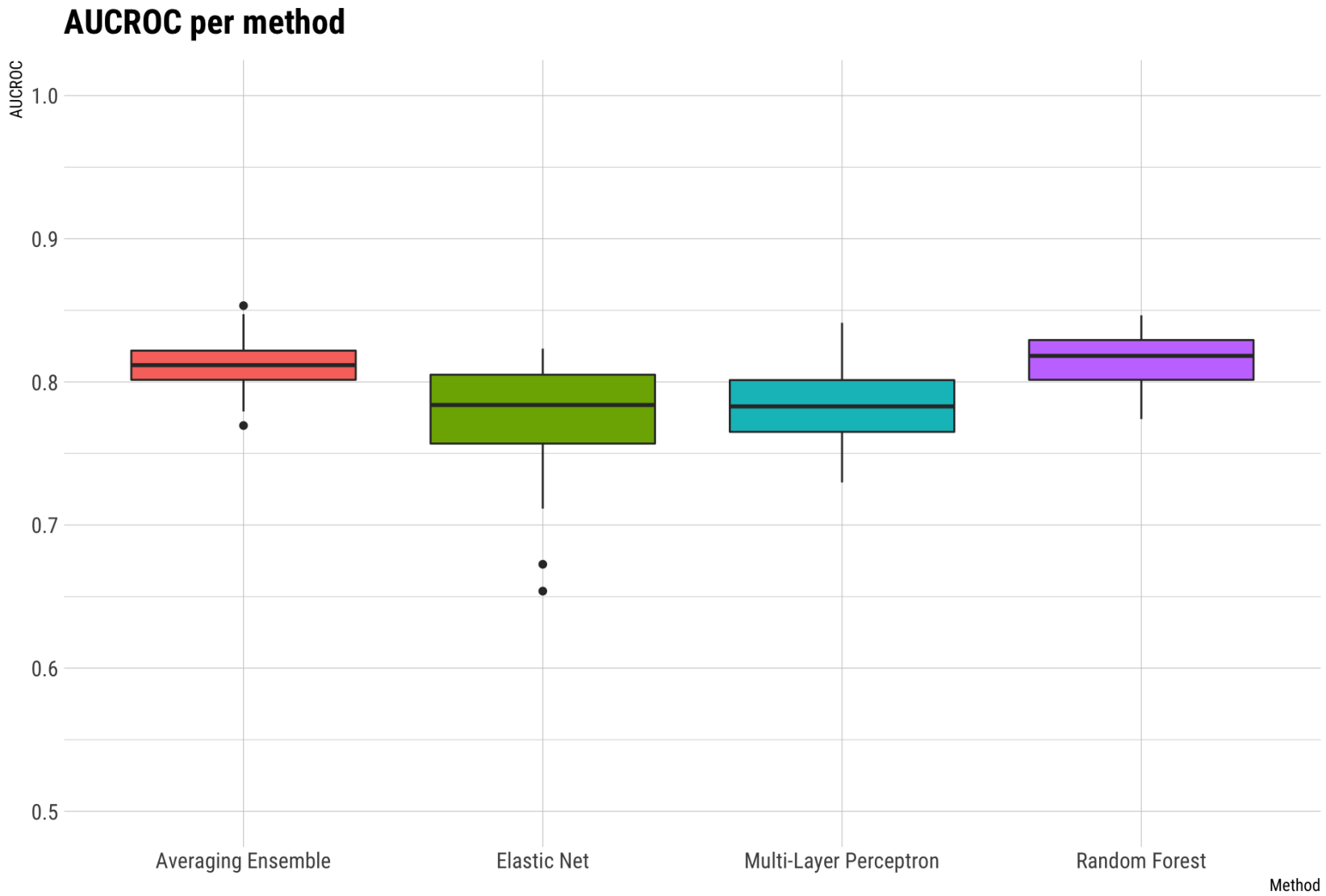
Resultados

Tabela: Médias e desvios padrão de estimativas de desempenho

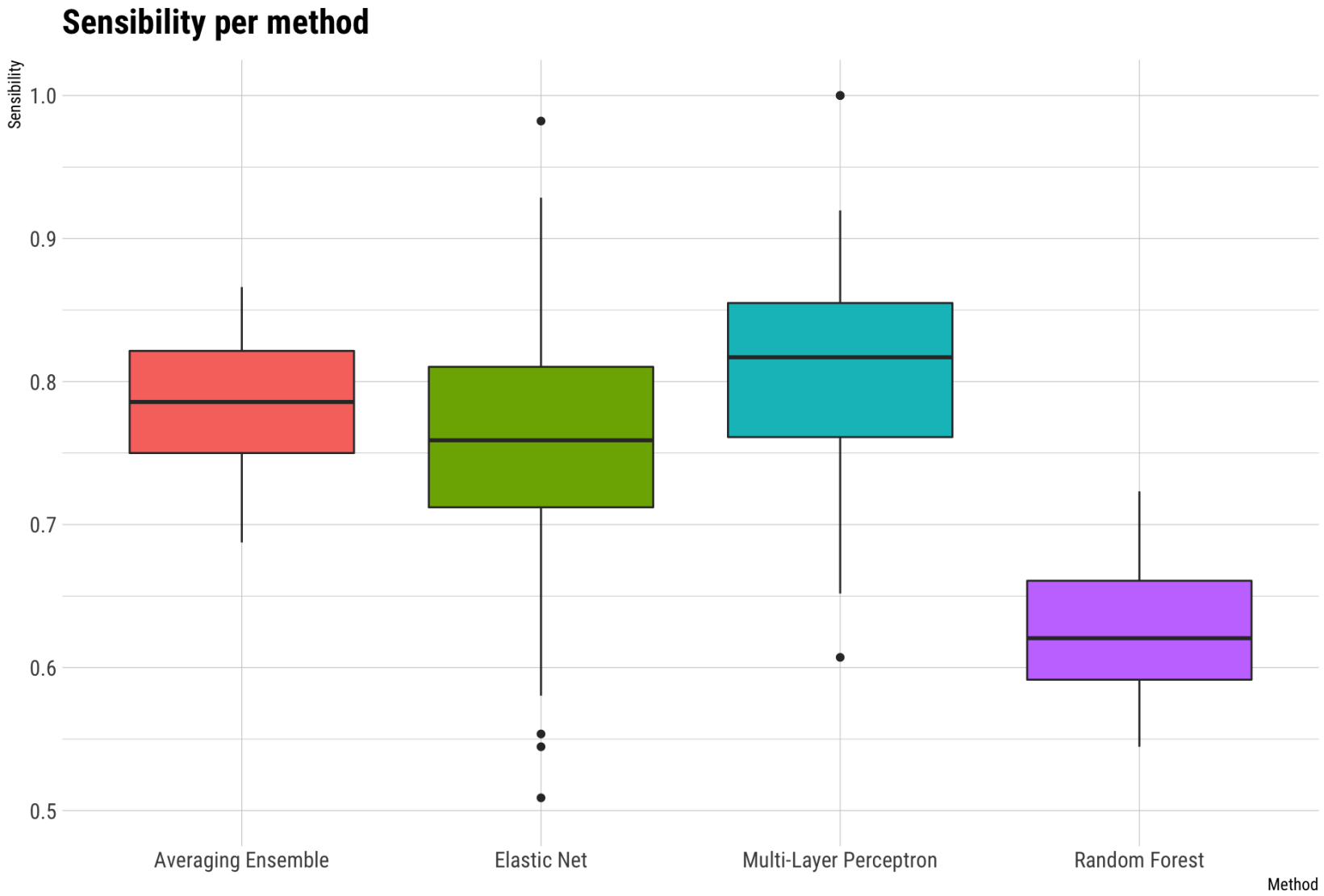
Algoritmo	*F_2-Score*	*AUCROC*	*Sens.*	*Espe.*
Ensemble	0.69 ± 0.03	0.81 ± 0.02	0.78 ± 0.05	0.67 ± 0.05
R. Neurais	0.69 ± 0.04	0.76 ± 0.08	0.81 ± 0.09	0.59 ± 0.17
Elastic N.	0.66 ± 0.07	0.77 ± 0.04	0.75 ± 0.11	0.66 ± 0.09
Florestas A.	0.61 ± 0.04	0.81 ± 0.02	0.63 ± 0.05	0.79 ± 0.03

DESEMPENHO POR F2-SCORE

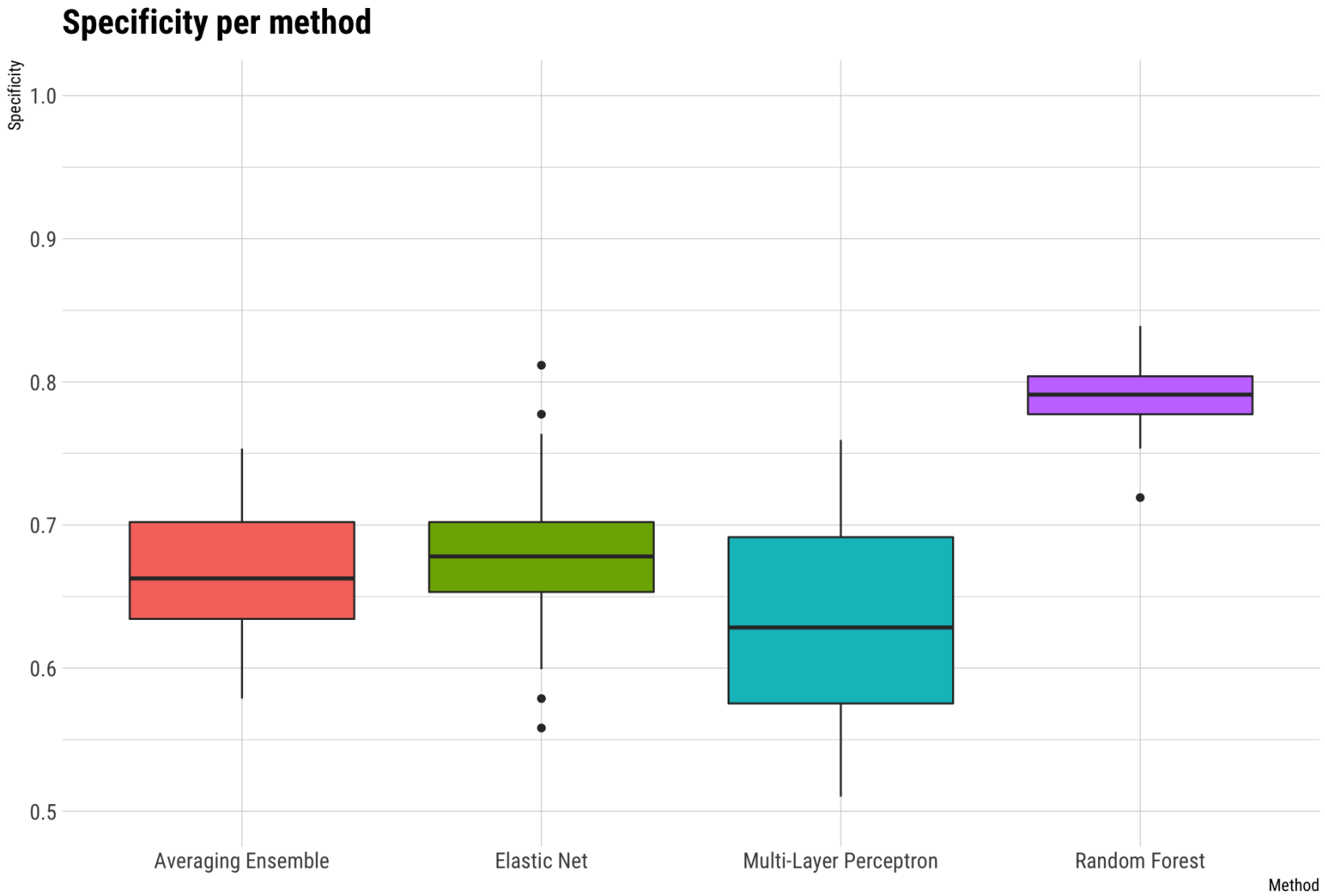



AUCROC per method
AUCROC
1.0
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
Averaging Ensemble
Elastic Net
Multi-Layer Perceptron
Random Forest
Method

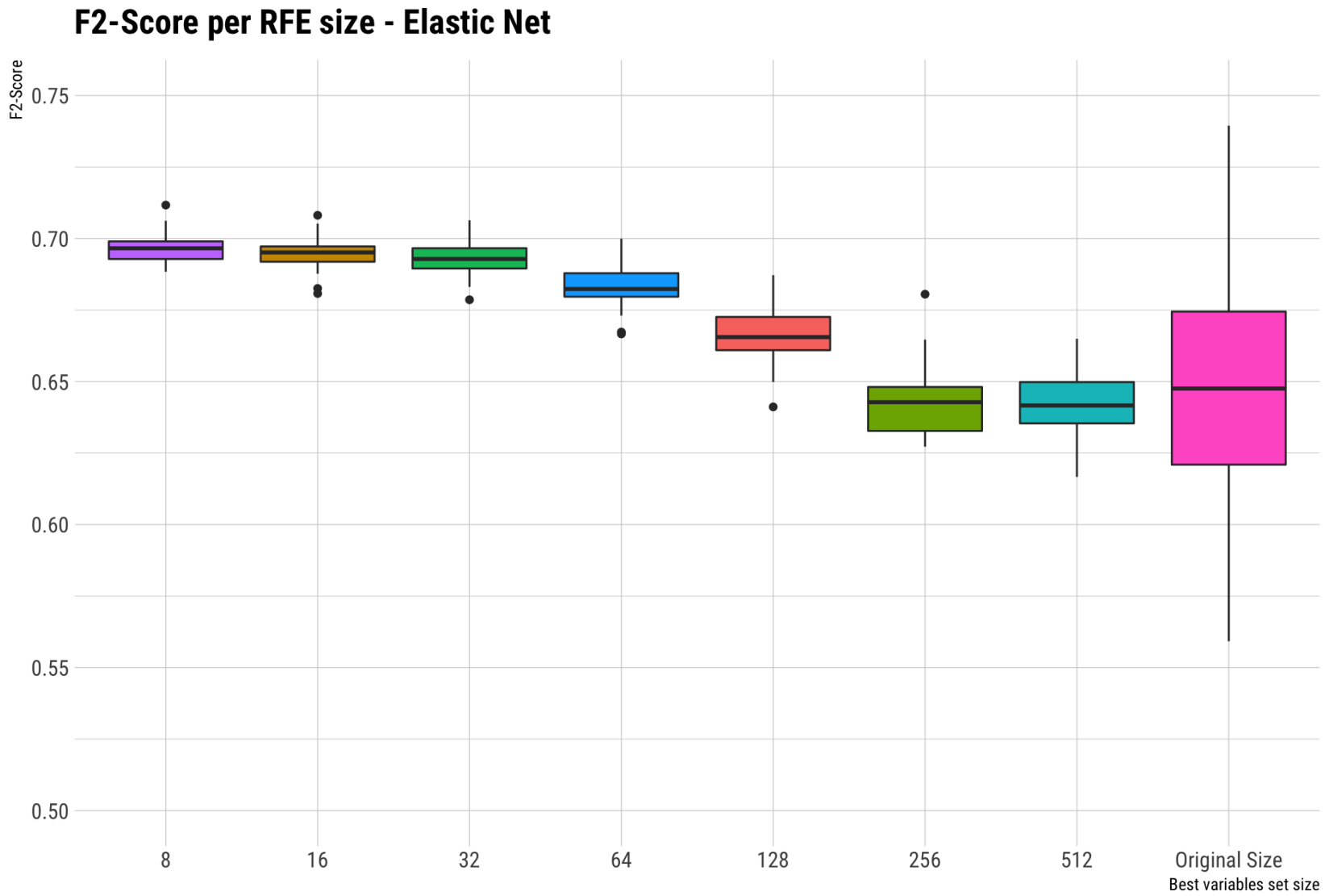
DESEMPENHO POR SENSIBILIDADE

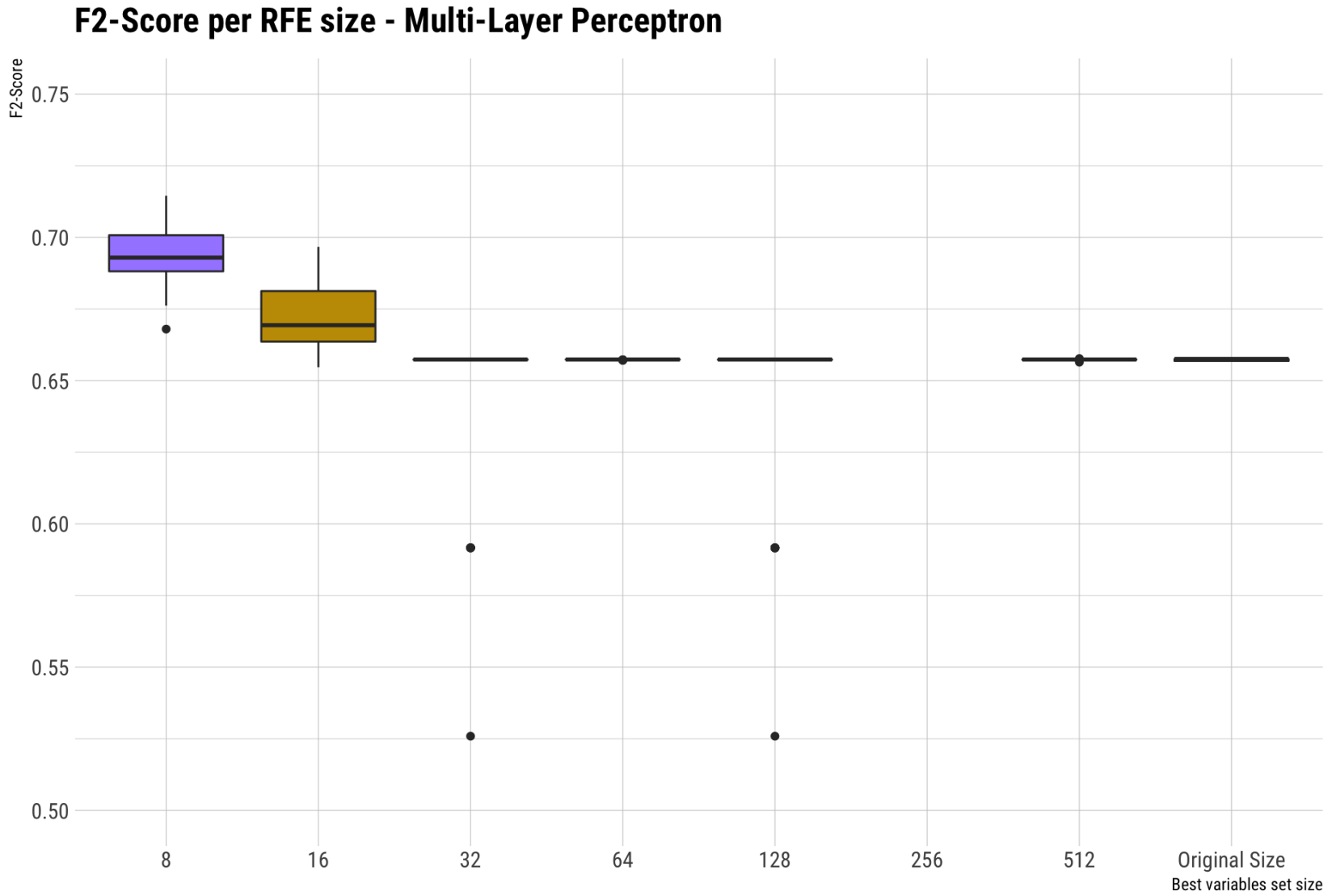


DESEMPENHO POR ESPECIFICIDADE

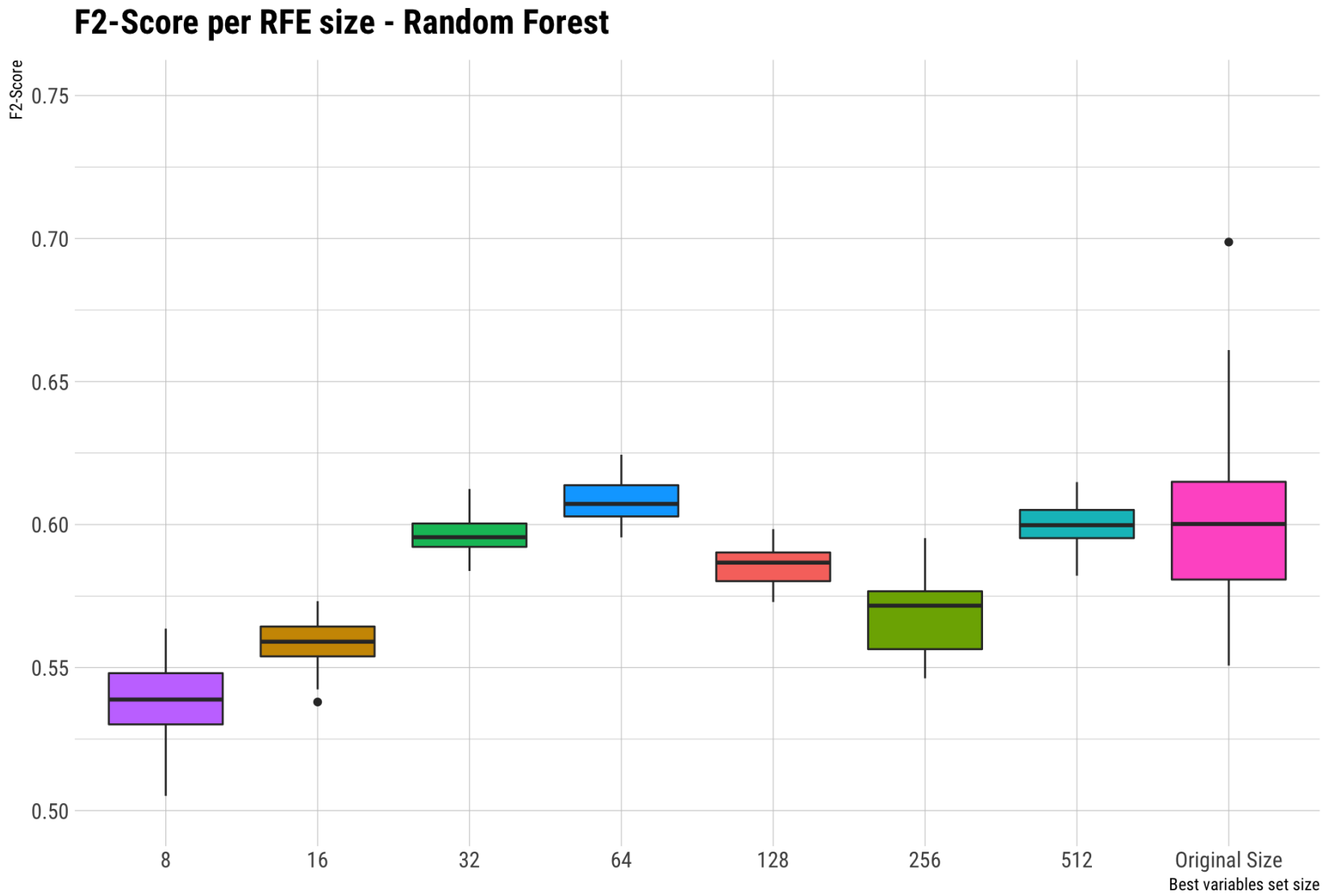


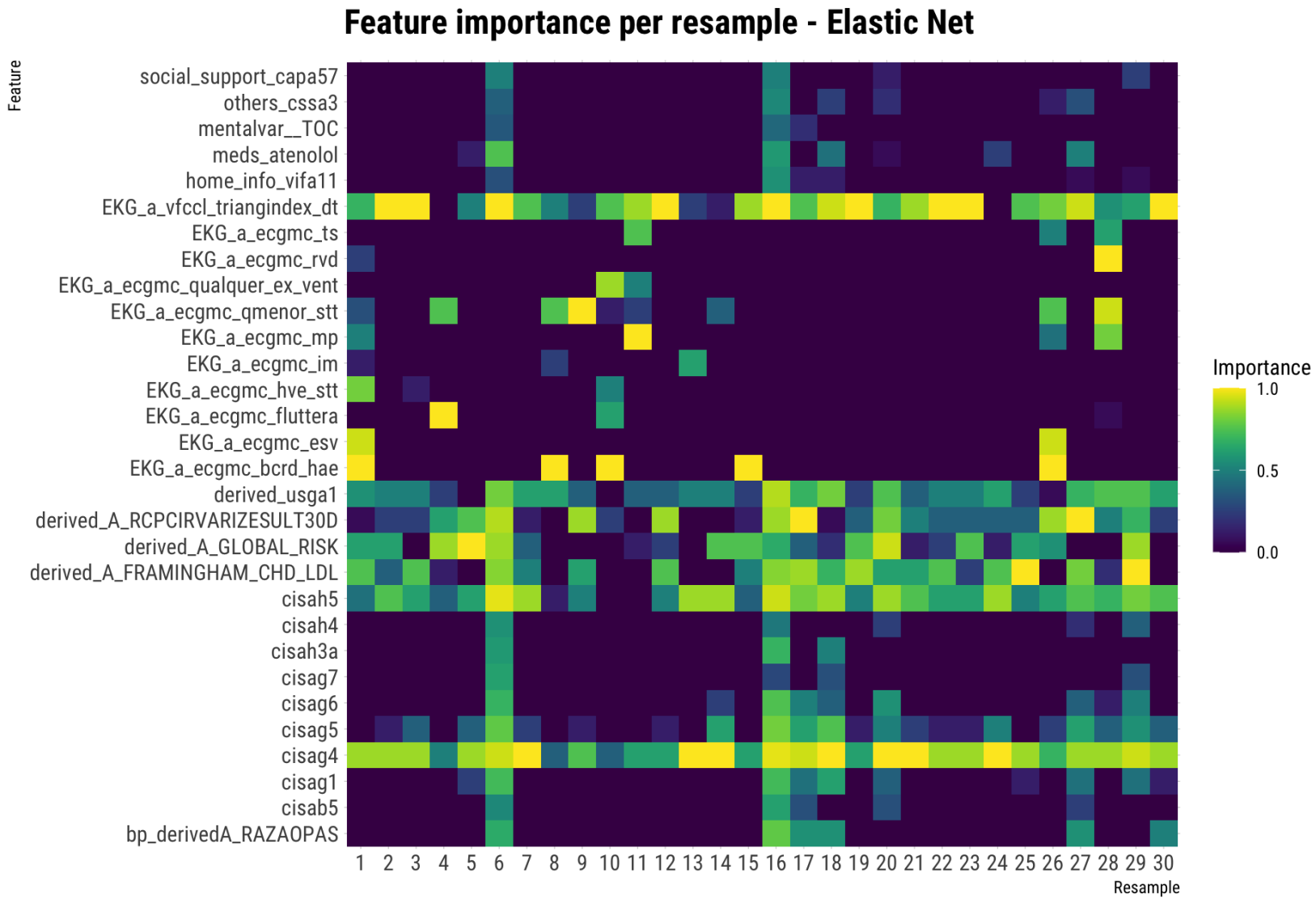
SELEÇÃO DE ATRIBUTOS - ELASTIC NETS

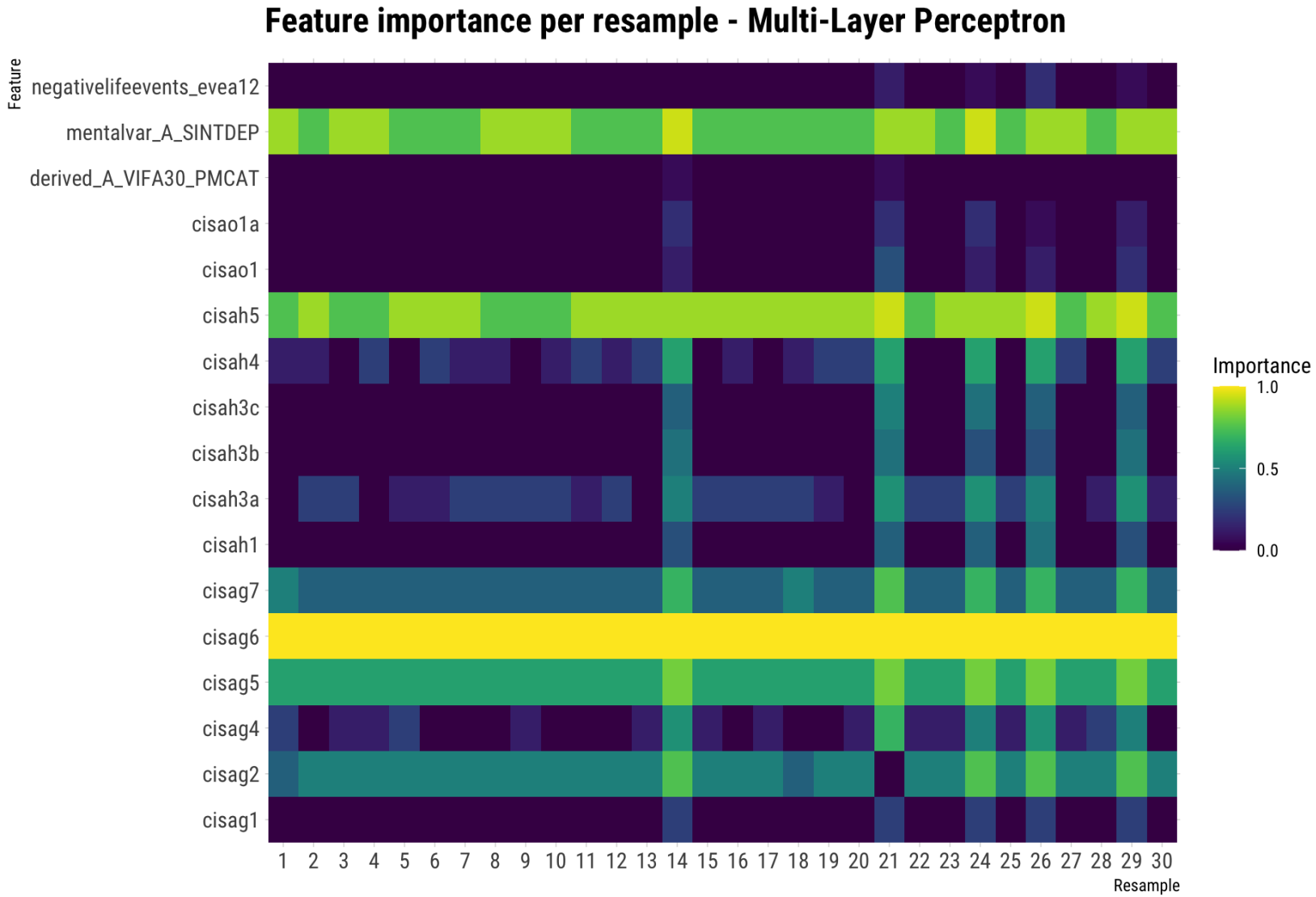



F2-Score per RFE size - Multi-Layer Perceptron
F2-Score
0.75
0.70
0.65
0.60
0.55
0.50
8
16
32
64
128
256
512
Original Size
Best variables set size

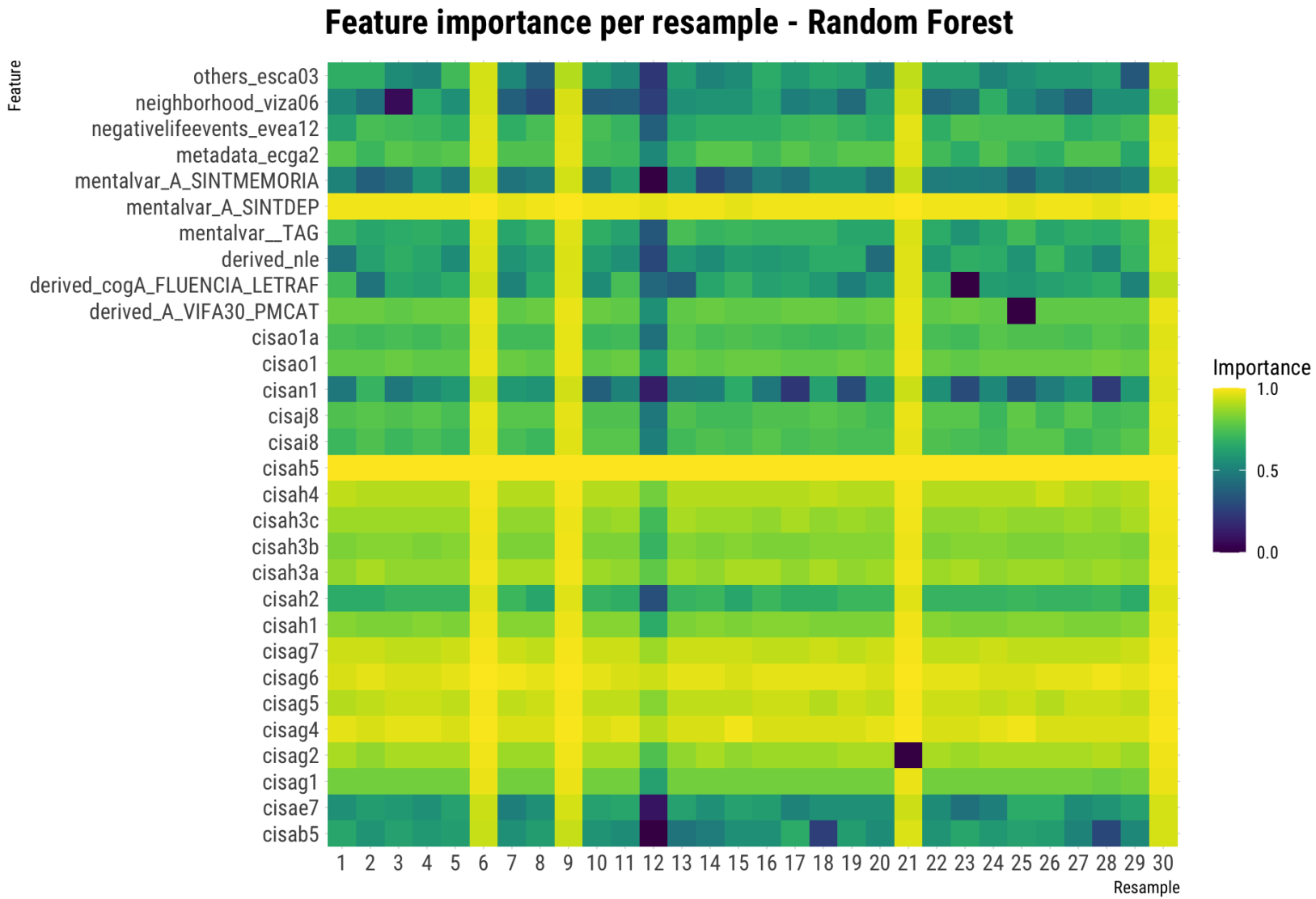
SELEÇÃO DE ATRIBUTOS - FLORESTAS ALEATÓRIAS

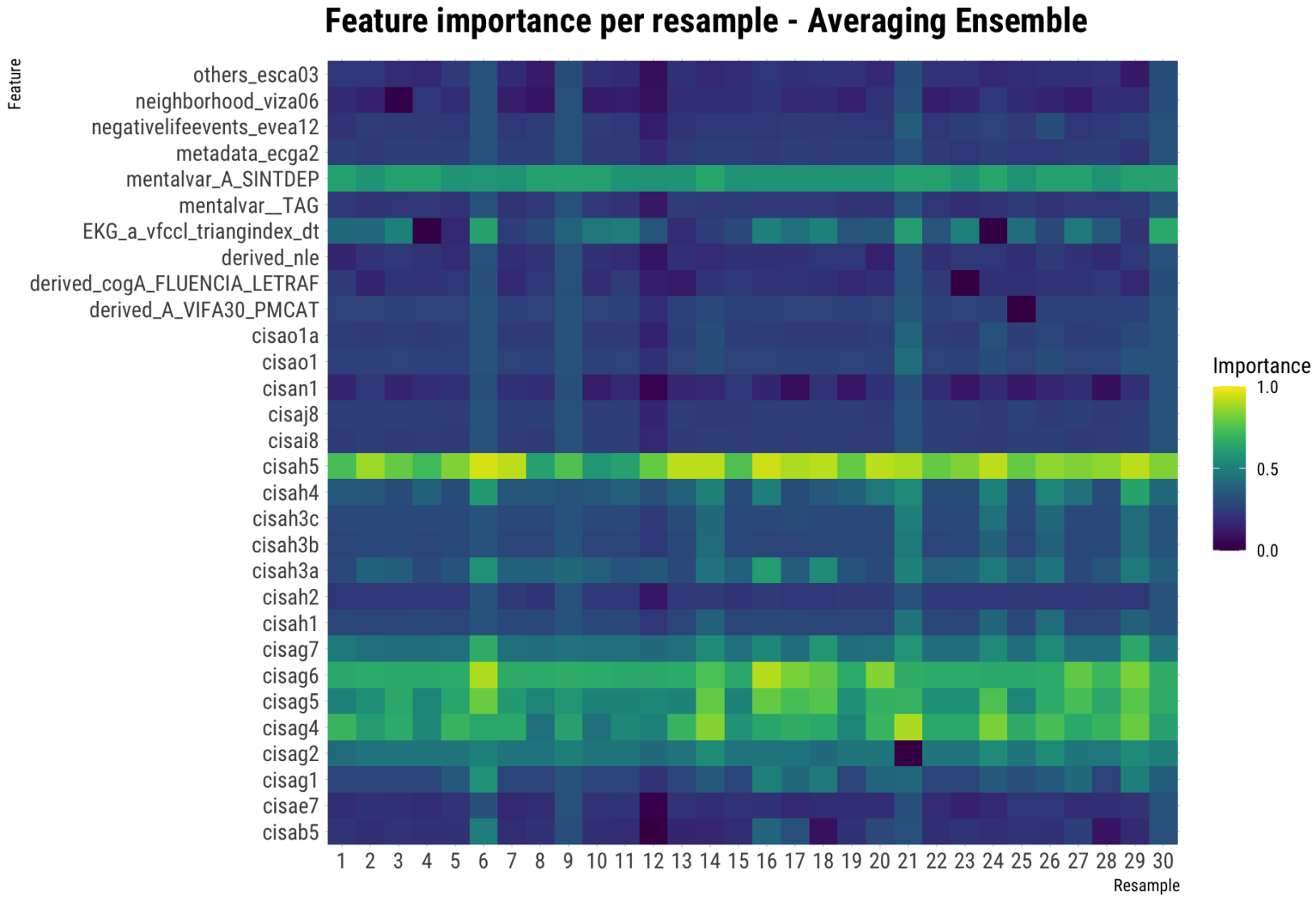



Feature importance per resample - Elastic Net
Feature
social_support_capa57
others_cssa3
mentalvar__TOC
meds_atenolol
home_info_vifa11
EKG_a_vfccl_triangindex_dt
EKG_a_ecgmc_ts
EKG_a_ecgmc_rvd
EKG_a_ecgmc_qualquer_ex_vent
EKG_a_ecgmc_qmenor_stt
EKG_a_ecgmc_mp
EKG_a_ecgmc_im
EKG_a_ecgmc_hve_stt
EKG_a_ecgmc_fluttera
EKG_a_ecgmc_esv
EKG_a_ecgmc_bcrd_hae
derived_usga1
derived_A_RCPCIRVARIZESULT30D
derived_A_GLOBAL_RISK
derived_A_FRAMINGHAM_CHD_LDL
cisah5
cisah4
cisah3a
cisag7
cisag6
cisag5
cisag4
cisag1
cisab5
bp_derivedA_RAZAOPAS
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30
Resample
Importance
1.0
0.5
0.0

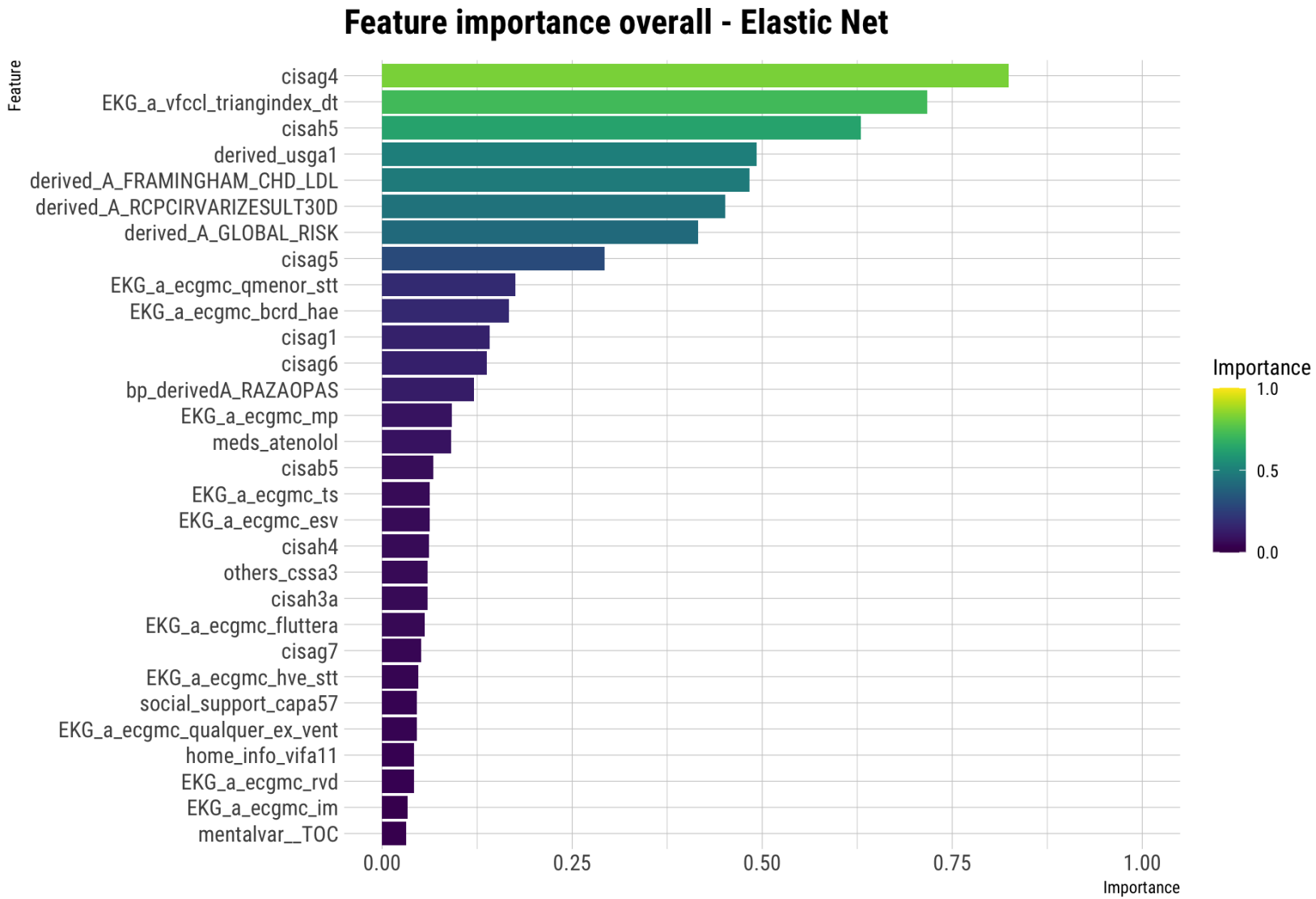

Feature importance per resample - Multi-Layer Perceptron
Feature
negativelifeevents_evea12
mentalvar_A_SINTDEP
derived_A_VIFA30_PMCAT
cisao1a
cisao1
cisah5
cisah4
cisah3c
cisah3b
cisah3a
cisah1
cisag7
cisag6
cisag5
cisag4
cisag2
cisag1
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30
Resample
Importance
1.0
0.5
0.0

MAPA DE ATRIBUTOS - FLORESTAS ALEATÓRIAS

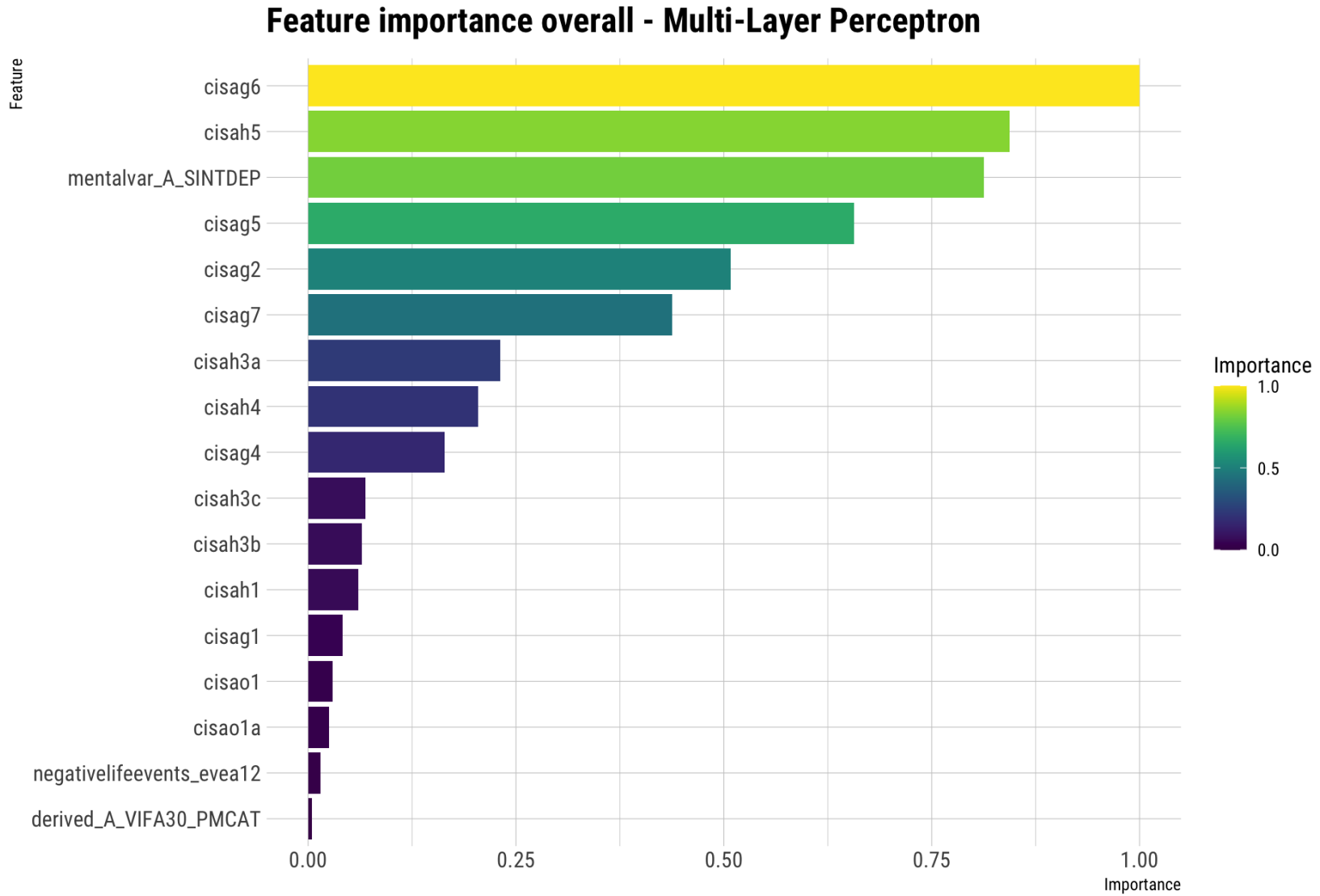



Feature importance per resample - Averaging Ensemble
Feature
others_esca03
neighborhood_viza06
negativelifeevents_evea12
metadata_ecga2
mentalvar_A_SINTDEP
mentalvar__TAG
EKG_a_vfccl_triangindex_dt
derived_nle
derived_cogA_FLUENCIA_LETRAF
derived_A_VIFA30_PMCAT
cisao1a
cisao1
cisan1
cisaj8
cisai8
cisah5
cisah4
cisah3c
cisah3b
cisah3a
cisah2
cisah1
cisag7
cisag6
cisag5
cisag4
cisag2
cisag1
cisae7
cisab5
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30
Resample
Importance
1.0
0.5
0.0

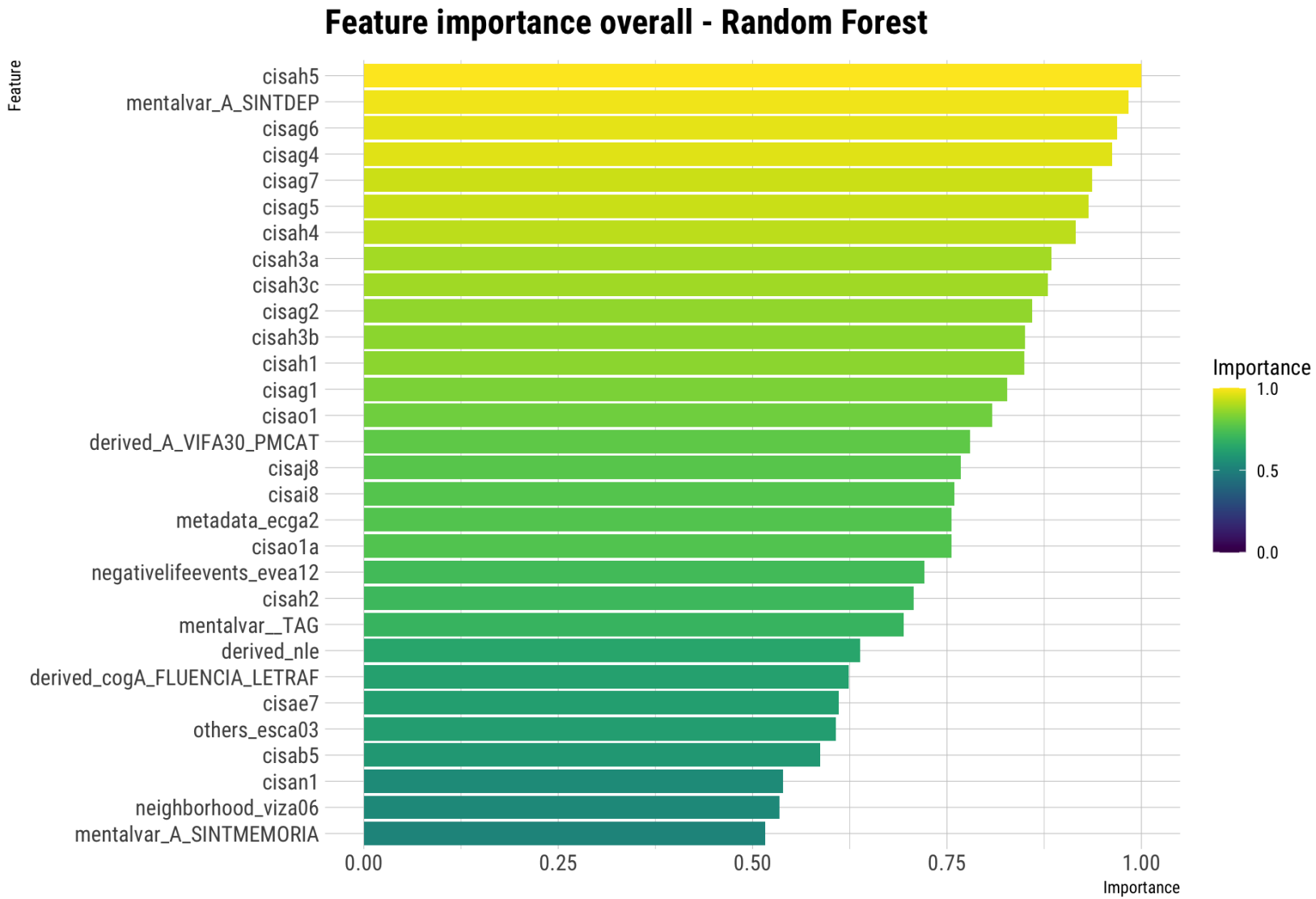
RANK DE ATRIBUTOS - ELASTIC NETS



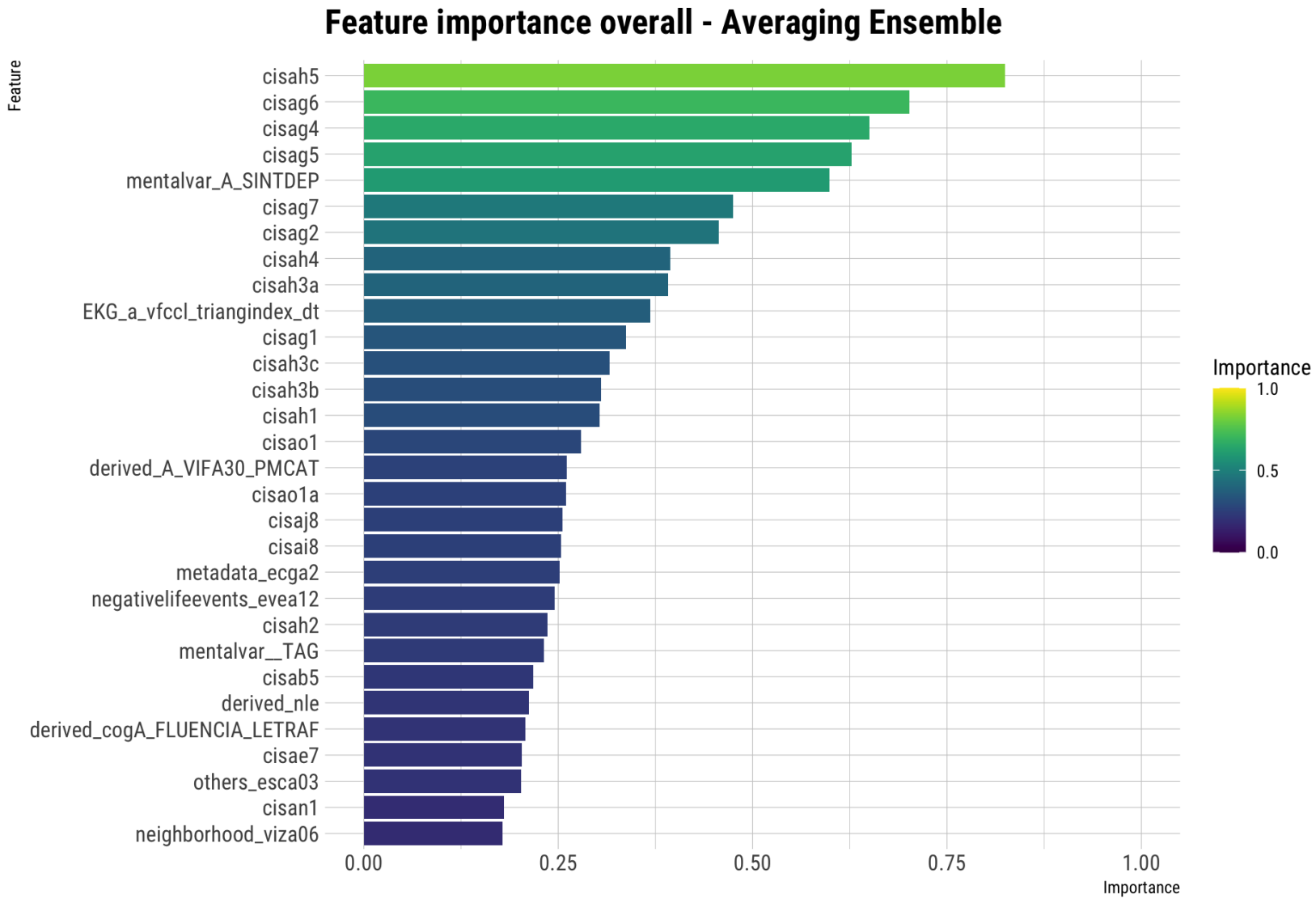
RANK DE ATRIBUTOS - REDES NEURAIS



RANK DE ATRIBUTOS - FLORESTAS ALEATÓRIAS



RANK DE ATRIBUTOS - ENSEMBLE



1. Sentimento de inferioridade
2. Tristeza
3. Desaparecimento de interesses
4. Auto-culpa desnecessária
5. Energia (disposição)
6. Incapacidade de realizar atividades
7. Renda
8. Ansiedade
9. Preocupação
10. Libido
11. Irritabilidade
12. Obsessão
13. Atividades físicas

Conclusões

Classificação de suicidalidade com o ELSA-Brasil

Relevância de variáveis para classificação

Metodologia (desbalanço de classes, RFE, etc.)

Tabela: Estimativas de desempenho - comparação com trabalhos similares

Paper	*Algorithm*	*F_2-Score*	*AUCROC*	*Sens.*	*Espec.*
A	XGB	0.84	0.86	0.79	0.79
B	ANNs+RF	0.71	0.88	0.80	0.79
Ours	**EN/ANN/RF**	**0.69**	**0.81**	**0.78**	**0.67**
C	ANN	0.48	0.88	0.81	0.77
D	EN	0.45	0.79	0.67	0.78

A: JUNG et al. (2019);
B: ROY et al. (2020);
C: OH et al. (2020);
D: LIBRENZA-GARCIA et al. (2020).

Análise de variação de valores dos atributos

Explorar mais os dados do ELSA-Brasil

Estudo com foco clínico

Aplicações de assistência e suporte clínicos

AGREDECIMENTOS ESPECIAIS

André Russowsky Brunoni (USP)

Ives Cavalcante Passos (UFRGS)

Mariana Recamonde Mendoza (UFRGS)

OBRIGADO!

Gabriel de Souza Seibel
Instituto de Informática — UFRGS
inf.ufrgs.br/~gsseibel