AMANDA GOMES TERAMACHI
CENTRO UNIVERSITÁRIO FEI

APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA CLASSIFICAÇÃO DA DESOCUPAÇÃO DE LEITOS PÓS CIRÚRGICOS: UM ESTUDO SOBRE PACIENTES COM CARDIOPATIAS CONGÊNITAS

São Bernardo do Campo
2020

AMANDA GOMES TERAMACHI

APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA CLASSIFICAÇÃO DA DESOCUPAÇÃO DE LEITOS PÓS CIRÚRGICOS: UM ESTUDO SOBRE PACIENTES COM CARDIOPATIAS CONGÊNITAS

Dissertação apresentada ao Centro Universitário FEI, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica. Orientado pelo Prof. Dr. Fábio Lima.

São Bernardo do Campo

2020

Gomes Teramachi, Amanda.
APRENDIZADO DE MÁQUINA PARA CLASSIFICAÇÃO DA DESOCUPAÇÃO DE LEITOS PÓS CIRÚRGICOS: UM ESTUDO SOBRE PACIENTES COM CARDIOPATIAS CONGÊNITAS / Amanda Gomes Teramachi. São Bernardo do Campo, 2021.
152 p. : il.

Dissertação - Centro Universitário FEI.
Orientador: Prof. Dr. Fabio Lima.

1. machine learning. 2. modelos preditivos. 3. tempo de ocupação de leitos. 4. cardiopatias congênitas. 5. cirurgia cardíaca. I. Lima, Fabio, orient. II. Título.

Elaborada pelo sistema de geração automática de ficha catalográfica da FEI com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

centro universitário FEI

APRESENTAÇÃO DE DISSERTAÇÃO
ATA DA BANCA EXAMINADORA

Programa de Pós-Graduação Stricto Sensu em Engenharia Mecânica

Mestrado

PGM-10

Aluno: Amanda Gomes Teramachi **Matrícula:** 219106-2

Título do Trabalho: Aprendizado de máquina para classificação da desocupação de leitos pós-cirúrgicos: um estudo sobre pacientes cardiopatas congênitos.

Área de Concentração: Produção

Orientador: Prof. Dr. Fábio Lima

Data da realização da defesa: 17/12/2020

ORIGINAL ASSINADA

Avaliação da Banca Examinadora:

O trabalho teve boa avaliação pela banca examinadora, sendo exaltadas as contribuições técnicas e a possibilidade real de contribuições clínicas. Houve a sugestão de alteração de um dos termos do título da dissertação, tornando o título mais adequado às bases de busca. O texto final será entregue com o seguinte título: Aprendizado de máquina para classificação da desocupação de leitos pós-curúrgicos: um estudo sobre pacientes com cardiopatias congênitas.

São Bernardo do Campo, / / .

MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA	
Prof. Dr. Fábio Lima	Ass.: _____
Prof. Dr. Carlos Eduardo Thomaz	Ass.: _____
Dra. Aída Luzia Ribeiro Turquetto	Ass.: _____

A Banca Julgadora acima-assinada atribuiu ao aluno o seguinte resultado:

APROVADO ☒ REPROVADO ☐

VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

APROVO A VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO EM QUE FORAM INCLUÍDAS AS RECOMENDAÇÕES DA BANCA EXAMINADORA

_____

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

_____

Prof. Dr. Rodrigo Magnabosco

Trabalho dedicado à minha família, o meu bem mais precioso.

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais: Eloisa e Itiro, e ao meu noivo, Pedro, por todo apoio e estímulo dado para dar mais um passo em minha formação.

Ao Professor Dr. João Chang, por todo auxílio durante o desenvolvimento do trabalho de pesquisa e pela confiança depositada em mim.

Ao Centro Universitário FEI, por acreditarem no meu potencial e terem me concedido a bolsa de estudos.

Ao Professor Dr. Fábio Lima, por todo auxílio e disponibilidade.

Ao InCor, pela parceria durante o desenvolvimento da pesquisa.

Aos gestores da empresa em que trabalho, por compreenderem os meus horários, além de apoiar o meu desenvolvimento.

“O que pode ser medido, pode ser melhorado”

Peter Drucker

RESUMO

As cardiopatias congênitas estão entre as anomalias congênitas mais comuns e caso não sejam descobertas e tratadas adequadamente em um estágio inicial, bebês e crianças terão uma qualidade de vida ruim e poderão ir a óbito no decorrer do tempo. Em muitos casos, faz-se necessária a intervenção cirúrgica antes do primeiro ano de vida e quando ela ocorre, é importante estimar o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos, tanto para o gerenciamento de capacidade, planejamento e otimização de recursos por parte do hospital quanto para orientar os pacientes e suas famílias. O presente estudo tem como objetivo propor dois modelos, através da utilização de algoritmos de Aprendizado de máquina (*Machine Learning*), um para classificação do tempo de ocupação de leitos de UTI pós cirúrgicos, outro para classificação do tempo de ocupação de leitos de enfermaria pós cirúrgicos, já que são raras as pesquisas relacionadas ao tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos de enfermaria individualmente. Os dados utilizados para treinamento dos algoritmos são referentes a cirurgias cardíacas realizadas em pacientes portadores de cardiopatias congênitas, extraídas do banco de dados ASSIST, particular do Instituto do Coração do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (InCor - FMUSP). Os algoritmos treinados foram: *Random Forest*, *ExtraTrees*, *Gradient Boosting*, *Adaboost*, *Support Vector Machine* e a rede neural *Multilayer Perceptron* treinada utilizando o algoritmo *Backpropagation*. O modelo que apresentou o melhor desempenho para classificação do tempo de ocupação dos leitos de UTI foi o *Random Forest* para classificação do tempo de ocupação dos leitos de enfermaria foi o *Gradient Boosting.*

Palavras-chave: *machine learning*; modelos preditivos; tempo ocupação de leitos; cardiopatias congênitas; cirurgia cardíaca.

ABSTRACT

Congenital heart diseases are among the most common congenital anomalies and if they aren't discovered and treated properly at na early stage, babies and children can have a poor quality of life and may die over time. In many cases, surgical intervention is necessary before the first year of life and when it occurs, it is importante to estimate the length of stay in post-surgical beds, both for capacity management, planning and optimization of resources by the hospital and to guide patients and their families. The present study aims to propose two models, through the use of Machine Learning algorithms, one to classify the length of stay in post-surgical ICU beds and the other to classify the length of stay in post-surgical ward beds, since research related to the length of stay in post-surgical ward beds is rare. The data used to train the algoritgms are regarding cardiac surgeries performed on congenital heart patients extracted from the ASSIST, private database of the Instituto do Coração do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (InCor - FMUSP). The trained algorithms were: Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting, Adaboost, Support Vector Machine and the Multilayer Perceptron neural network trained with the Backpropagation algorithm. The model that presented the best performance to classify the length of stay in ICU beds was the Random Forest and to classify the length of stay of ward beds was the Gradient Boosting.

Keywords: machine learning; predictive models; length of stay; congenital heart diseases; heart surgery.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Exemplo de uma árvore de decisão 22
Figura 2: Representação gráfica da acurácia versus a quantidade de nós na Árvore de Decisão 24
Figura 3: Representação do hiperplano ótimo e da máxima margem de separação 30
Figura 4: Perceptron 32
Figura 5: Multilayer Perceptron 33
Figura 6: Matriz Confusão resultante de modelo de classificação binária 35
Figura 7: Espaço ROC 37
Figura 8: Processo de desenvolvimento do modelo 42
Figura 9: Matriz confusão Random Forest - UTI 51
Figura 10: Curva ROC Random Forest - UTI 52
Figura 11: Precision-Recall Curve Random Forest - UTI 52
Figura 12: Importância das top 10 variáveis Random Forest- UTI 53
Figura 13: Matriz confusão Random Forest - Enfermaria 54
Figura 14: Curva ROC Random Forest - Enfermaria 55
Figura 15: Precision-Recall Curve Random Forest - Enfermaria 56
Figura 16: Importância das top 10 variáveis Random Forest - Enfermaria 56
Figura 17: Matriz Confusão Extra Trees - UTI 57
Figura 18: Curva ROC Extra Trees - UTI 59
Figura 19: Precision versus Recall Extra Trees - UTI 59
Figura 20: Importância das top 10 variáveis Extra Trees - UTI 60
Figura 21: Matriz confusão Extra Trees - Enfermaria 61
Figura 22: Curva ROC Extra Trees – Enfermaria 62
Figura 23: Precision versus Recall Extra Trees - Enfermaria 62
Figura 24: Importância das top 10 variáveis Extra Trees - UTI 63
Figura 25: Matriz confusão Adaboost - UTI 64
Figura 26: Curva ROC Adaboost Classifier - UTI 65
Figura 27: Precision versus Recall Adaboost Classifier - UTI 65
Figura 28: Importância das top 10 variáveis Adaboost Classifier - UTI 66
Figura 29: Matriz confusão Adaboost Classifier - Enfermaria 67
Figura 30: Curva ROC Adaboost Classifier - Enfermaria 68

Figura 31: Precision versus Recall Adaboost Classifier - Enfermaria..... 68
Figura 32: Importância das top 10 variáveis Adaboost Classifier- Enfermaria . 69
Figura 33: Matriz confusão Gradient Boosting Classifier - UTI..... 70
Figura 34: Curva ROC Gradient Boosting Classifier - UTI 71
Figura 35: Precision versus Recall Gradient Boosting Classifier - UTI..... 71
Figura 36: Importância das top 10 variáveis Gradient Boosting Classifier - UTI 72
Figura 37: Matriz confusão Gradient Boosting Classifier - Enfermaria 72
Figura 38: Curva ROC Gradient Boosting Classifier - Enfermaria..... 74
Figura 39: Precision versus Recall Gradient Boosting Classifier - Enfermaria . 74
Figura 40: Importância das top 10 variáveis Gradient Boosting Classifier - Enfermaria..... 75
Figura 41: Matriz confusão Support Vector Machine - UTI..... 76
Figura 42: Curva ROC Support Vector Machine - UTI 77
Figura 43: Precision versus Recall Support Vector Machine - UTI..... 78
Figura 44: Matriz confusão Support Vector Machine - Enfermaria 78
Figura 45: Curva ROC Support Vector Machine - Enfermaria..... 79
Figura 46: Precision versus Recall Support Vector Machine - Enfermaria 80
Figura 47: Matriz confusão Multilayer Perceptron - UTI 81
Figura 48: Curva ROC Multilayer Perceptron - UTI 82
Figura 49: Precision versus Recall Multilayer Perceptron - UTI 82
Figura 50: Matriz confusão Multilayer Perceptron - Enfermaria..... 83
Figura 51: Curva ROC Multilayer Perceptron - Enfermaria 84
Figura 52: Precision versus Multilayer Perceptron - Enfermaria..... 84
Figura 53: Resultados performance por modelo – UTI..... 86
Figura 54: Histograma da variável “classe_peso” - UTI 88
Figura 55: Histograma da variável “classe_imc” - UTI..... 88
Figura 56: Histograma variável “RACHS_1” - UTI..... 89
Figura 57: Histograma variável “Aristotele” - UTI 89
Figura 58: Gráficos de Dispersão variável “Aristotele” - UTI 90
Figura 59: Gráficos de Dispersão variável “classe IMC” - UTI..... 90
Figura 60: Gráficos de Dispersão variável “RACHS_1” - UTI..... 90
Figura 61: Gráficos de Dispersão variável “classe_preop_sat_oxi” - UTI..... 91
Figura 62: Gráficos de Dispersão variável “ASD” - UTI..... 91

Figura 63: Gráficos de Dispersão variável “classe_tempo_uti” - UTI 91
Figura 64: Resultados performance por modelo - Enfermaria..... 92
Figura 65: Gráficos de Dispersão variável “Aristotele” - Enfermaria..... 94
Figura 66: Gráficos de Dispersão variável “RACHS_1” - Enfermaria 94
Figura 67: Gráficos de Dispersão variável “classe_preop_oxi_sat” - Enfermaria 95
Figura 68: Gráficos de Dispersão variável “classe_estatura” - Enfermaria 95
Figura 69: Gráficos de Dispersão variável “provedor” - Enfermaria 95
Figura 70: Gráficos de Dispersão variável “classe_tempo_enf” - Enfermaria .. 95
Figura 71: Histograma variável “RACHS_1” - Enfermaria 96
Figura 72: Histograma variável “provedor” - Enfermaria 96
Figura 73: Histograma variável “classe_preop_oxi_sat” - Enfermaria 97
Figura 74: Histograma variável “Aristotele” - Enfermaria..... 98
Figura 75: Histograma variável “classe_estatura” - Enfermaria..... 98

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Ocorrência dos subtipos de doenças cardíacas congênitas no mundo 20
Tabela 2: Distribuição das classes de tempo de UTI na base original 46
Tabela 3: Distribuição das classes de tempo de ocupação de leitos após balanceamento 47
Tabela 4: Métricas de performance Random Forest - UTI 51
Tabela 5: Resultados Random Forest - UTI 51
Tabela 6: Métricas de performance Random Forest - Enfermaria 54
Tabela 7: Resultados Random Forest - Enfermaria 55
Tabela 8: Métricas de performance Extra Trees - UTI 58
Tabela 9: Resultados Extra Trees - UTI 58
Tabela 10: Métricas de performance Extra Trees - Enfermaria 61
Tabela 11: Resultados Extra Trees - Enfermaria 61
Tabela 12: Métricas de performance Adaboost Classifier - UTI 64
Tabela 13: Resultados Adaboost Classifier - UTI 64
Tabela 14: Métricas de performance Adaboost Classifier - Enfermaria 67
Tabela 15: Resultados Adaboost Classifier - Enfermaria 67
Tabela 16: Métricas de performance Gradient Boosting Classifier - UTI 70
Tabela 17: Resultados Gradient Boosting Classifier - UTI 70
Tabela 18: Métricas de performance Gradient Boosting Classifier - Enfermaria 73
Tabela 19: Resultados Gradient Boosting Classifier - Enfermaria 73
Tabela 20: Métricas de performance Support Vector Machine - UTI 76
Tabela 21: Resultados Support Vector Machine - UTI 77
Tabela 22: Métricas de performance Support Vector Machine - Enfermaria 79
Tabela 23: Resultados Support Vector Machine - Enfermaria 79
Tabela 24: Métricas de performance Multilayer Perceptron - UTI 81
Tabela 25: Resultados Multilayer Perceptron - UTI 81
Tabela 26: Métricas de performance Multilayer Perceptron - Enfermaria 83
Tabela 27: Resultados Multilayer Perceptron - Enfermaria 83
Tabela 28: Importâncias das variáveis que representam 50% da importância do Random Forest - UTI 87

Tabela 29: Importâncias das variáveis que representam 50% da importância do Gradient Boosting - Enfermaria 93

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 16
1.1 OBJETIVOS 18
1.1.1 Objetivo geral 18
1.1.2 Objetivos específicos 18
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 19
2.1 CARDIOPATIAS CONGÊNITAS 19
2.2 APRENDIZADO DE MÁQUINA 20
2.2.1 Árvores de decisão 21
2.2.2 Algoritmos de *Ensemble* 25
2.2.2.1 Random Forest 26
2.2.2.2 Extra Trees 27
2.2.2.3 AdaBoost Classifier 27
2.2.2.4 Gradient Boosting Classifier 29
2.2.3 *Support Vector Machine* 30
2.2.4 *Multilayer Perceptron* –Algoritmo *Backpropagation* 31
2.3 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO 34
2.4 APRENDIZADO DE MÁQUINA NA ÁREA DA SAÚDE 38
2.5 APRENDIZADO DE MÁQUINA EM CIRURGIAS CARDÍACAS 39
3 METODOLOGIA 42
3.1 CONJUNTO DE DADOS 43
3.2 TRATAMENTO DOS DADOS 43
3.3 DIVISÃO DOS DADOS PARA TREINAMENTO E TESTE 45
3.4 BALANCEAMENTO DA BASE DE DADOS 46
3.5 SELEÇÃO DE PARÂMETROS PARA TREINAMENTO 48
3.6 TREINAMENTO DOS MODELOS 48
3.7 ANÁLISE DOS RESULTADOS 48
4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS 50
4.1 *RANDOM FOREST* 50
4.1.1 *Random Forest* - UTI 50
4.1.2 *Random Forest* – Enfermaria 54
4.2 *EXTRA TREES* 57
4.2.1 *Extra Trees* – UTI 57

4.2.2 *Extra Trees* – Enfermaria 60
4.3 *ADABOOST CLASSIFIER* 63
4.3.1 *Adaboost Classifier* – UTI 63
4.3.2 *Adaboost Classifier* – Enfermaria 66
4.4 *GRADIENT BOOSTING CLASSIFIER* 69
4.4.1 *Gradient Boosting Classifier* – UTI 69
4.4.2 *Gradient Boosting Classifier* – Enfermaria 72
4.5 *SUPPORT VECTOR MACHINE* 75
4.5.1 *Support Vector Machine* – UTI 75
4.5.2 *Support Vector Machine* – Enfermaria 78
4.6 *MULTILAYER PERCEPTRON* 80
4.6.1 *Multilayer Perceptron* – UTI 80
4.6.2 *Multilayer Perceptron* – Enfermaria 82
5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS 85
5.1 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS – MODELOS UTI 85
5.2 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS – MODELOS ENFERMARIA 91
6 CONCLUSÃO 99
REFERÊNCIAS 101
APÊNDICE A 108
APÊNDICE B 117
APÊNDICE C 122
ANEXO A 147

1 INTRODUÇÃO

A incidência de doenças cardíacas congênitas no Brasil, de acordo com dados do Ministério da Saúde (2017) é de 1% do total de crianças que nascem por ano, ou seja, aproximadamente 29 mil, nascem com doenças cardíacas congênitas. Estima-se que 80% dessas crianças precisem ser operadas, sendo metade antes de completar o primeiro ano de vida. O orçamento para tratamento de pacientes com cardiopatia congênita no Sistema Único de Saúde (SUS) ultrapassou 90 milhões em 2017, visando atingir 12,6 mil procedimentos e atender 100% daqueles que precisam de intervenção no primeiro ano de vida.

Para auxiliar no tratamento dos pacientes, tecnologia e medicina estão se unindo. Por meio da aplicação de algoritmos de Aprendizado de Máquina, estão sendo desenvolvidos novos modelos de riscos e redefinição das classes dos pacientes (DEO *et al*., 2015).

Conforme Lee *et al.* (2018), técnicas de Aprendizado de Máquina estão sendo aplicadas em diferentes áreas da medicina, como na interpretação de imagens clínicas e na previsão de resultados clínicos pós-operatórios.

Modelos de Aprendizado de Máquina têm sua utilização na área da cardiologia para a classificação de arritmias, classificação de pericardite restritiva e constritiva, predição de mortalidade em pacientes com insuficiência cardíaca. Além do emprego de conjuntos de dados ecocardiográficos para diferenciar cardiomiopatia hipertrófica e a hipertrofia fisiológica observada em atletas, bem como em dados de angiografia coronária para predizer a mortalidade em pacientes com suspeita de doença arterial coronariana (Samad *et al.*, 2018).

As técnicas também são aplicadas dados oriundos de cirurgias cardíacas para prever se o paciente vai sobreviver a cirurgia, prever o tempo que permanecerá ocupando leitos pós-cirúrgicos e prever possíveis adversidades pós-cirúrgicas. Os principais algoritmos utilizados no treinamento desses dados são: *Random Forest, Support Vector Machine, Gradient Boosting* e a rede neural *Multilayer Perceptron* treinada com *Backpropagation* (CHOI *et al*., 2016) (KARTAL, 2018) (LEE, 2018) (CHANG JUNIOR; BINUESA; CANEO; TURQUETTO; ARITA; BARBOSA; FERNANDES; TRINDADE; JATENE; DOSSOU, 2020).

Mejia *et al.* (2018) ressaltam a importância da origem dos dados utilizados para os estudos, visto que ela pode influenciar no treinamento dos modelos, pois eles podem ter sido desenvolvidos e validados em locais com diferentes características ambientais.

Diferentes regiões apresentam características únicas de doenças regionais, de acordo Chen, Hao, Hwang, Wang e Wang (2017). Tendo em vista que já foram realizadas pesquisas utilizando dados de cirurgias cardíacas feitas em pacientes de países como Estados Unidos, Turquia, Arábia Saudita, Coreia do Sul e Bélgica, se faz relevante a aplicação de modelos de Aprendizado de Máquina utilizando dados de pacientes brasileiros, visto que será possível treiná-los e validá-los levando em consideração as características ambientais que eles estão sujeitos.

A pesquisa realizada por Linde, Konings, Slager, Witsenburg, Helbing, Takkenberg e Roos-Hesselink (2011) sugere diferenças entre os tipos de cardiopatias congênitas de acordo com a localização geográfica dos nascimentos. Por exemplo, a América do Sul apresentou prevalência inferior de Defeito Septo Atrial quando comparada as outras localizações geográficas estudadas e maior prevalência da Tetralogia de Fallot.

As características do paciente e o monitoramento do que ocorreu durante a cirurgia são fatores que influenciam no tempo de permanência nos leitos pós-cirúrgicos e varia de acordo com o paciente, de acordo com Meyfroidt, Güiza, Cottem, Becker, Van Loon, Aerts, Berckmans, Ramon, Bruynooghe e Berghe (2011). Sendo considerado uma métrica de qualidade, eficiência e desempenho hospitalar, já que ao conseguir prevê-lo com precisão, é possível lidar com o gerenciamento de capacidade, planejamento e otimização de recursos e redução dos custos com saúde (DAGHISTANI; ELSHAWI; SAKR; AHMED; AL-THWAYEE; AL-MALLAH, 2019).

A aplicação de algoritmos de Aprendizado de Máquina para classificar o tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos se fez relevante devido a disponibilidade de poucas pesquisas utilizando dados de pacientes brasileiros, ou seja, considerando as diferentes variáveis as quais eles estão sujeitos e nenhuma que classifica, especificamente, o tempo de ocupação dos leitos pós-cirúrgicos de UTI e enfermaria em pacientes cardiopatas congênitos.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo geral

O objetivo do presente estudo é comparar modelos de *Machine Learning* para classificar o tempo de ocupação dos leitos de UTI e de enfermaria após cirurgias cardíacas realizadas no Instituto do Coração do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (InCor - FMUSP), além de identificar fatores que podem afetá-los.

1.1.2 Objetivos específicos

Os objetivos específicos do estudo são os seguintes:

a) Estruturar a base de dados disponível;

b) Treinar algoritmos de Aprendizado de Máquina utilizando os dados estruturados;

c) Determinar quais as variáveis que mais influenciam no tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI e de enfermaria;

d) Definir quais são os modelos que apresentam melhor desempenho na classificação do tempo de ocupação dos leitos.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O presente capítulo abordará os conceitos extraídos da literatura a respeito de Aprendizado de Máquina. Além disso, contempla suas aplicações no cenário de saúde e em cirurgias cardíacas, bem como uma breve introdução sobre cardiopatias congênitas e o cenário do país. A seção se faz necessária para direcionamento da pesquisa, auxiliando na definição das hipóteses de pesquisa.

2.1 CARDIOPATIAS CONGÊNITAS

Doenças cardíacas congênitas são definidas por Mitchell, Korones e Berendes (1971) como “anormalidade estrutural do coração ou grandes vasos intratorácicos significância funcional”.

Muitos sintomas podem estar associados a doenças cardíacas congênitas, como cianose, insuficiência cardíaca, sopros, regurgitação aórtica, respiração rápida, falta de ar, entre outros. Apesar dos diversos sintomas, o diagnóstico é complexo, devido à quantidade de variáveis para serem avaliadas (RUIZ-FERNÁNDEZ et al., 2016).

Segundo Ruiz-Fernández et al. (2016), as cardiopatias congênitas estão entre as anomalias congênitas mais comuns, sendo um importante problema de saúde global e caso essas anomalias não sejam descobertas e tratadas adequadamente em um estágio inicial, as crianças terão uma qualidade de vida ruim e poderão ir a óbito no decorrer do tempo. No entanto, é importante ressaltar que o tratamento dessas doenças melhorou muito nos últimos 80 anos, apresentando um aumento percentual de 18,7% de pessoas vivendo com cardiopatias congênitas entre 1990 e 2017 (ZIMMERMAN; SMITH; A SABLE; ECHKO; WILNER; OLSEN; ATALAY; AWASTHI; A BHUTTA; BOUCHER, 2020).

No Brasil, de acordo com dados do Ministério da Saúde (2017), aproximadamente 29 mil crianças nascem por ano com cardiopatias congênitas, sendo que, aproximadamente 12 mil precisam ser operadas ainda no primeiro ano de vida.

Estima-se que, no mundo, 1,35 milhões de bebês nascem com cardiopatias congênitas por ano e que a prevalência de cardiopatias congênitas

seja de 1787,6 casos por 100000 bebês nascidos em 2017 (ZIMMERMAN; SMITH; A SABLE; ECHKO; WILNER; OLSEN; ATALAY; AWASTHI; A BHUTTA; BOUCHER, 2020).

A tabela 1 apresenta o percentual de ocorrência dos subtipos de cardiopatias congênitas a cada 1000 nascimentos no mundo.

Tabela 1 - Ocorrência dos subtipos de doenças cardíacas congênitas no mundo

Doença Cardíaca Congênita	**Percentual de ocorrência (por 1000 nascimentos)**
Defeito do septo ventricular	2,62%
Defeito do septo atrial	1,64%
Persistência do canal arterial	0,87%
Estenose pulmonar	0,50%
Tetralogia de Fallot	0,34%
Coartação da aorta	0,34%
Transposição de grandes vasos	0,31%
Estenose aórtica	0,22%

Fonte: RUIZ-FERNÁNDEZ et al., 2016

Segundo pesquisa de Zimmerman, Smith, A Sable, Echko, Wilner, Olsen, Atalay, Awasthi, A Bhutta e Boucher (2020), que compreendeu informações de 195 países sobre cardiopatias congênitas, a taxa de mortalidade de pacientes com cardiopatias congênitas é maior em países em desenvolvimento, sendo a causa subjacente de aproximadamente 261 mil mortes no mundo todo em 2017.

2.2 APRENDIZADO DE MÁQUINA

Aprendizado é definido por Simon (1974 *apud* Kartal, 2018) como qualquer modificação que melhora o desempenho de uma mesma tarefa relacionada a uma mesma população. Já Aprendizado de Máquina (AM), ou em inglês, *Machine Learning* (ML) é definido por Deo (2015) como “matéria científica que foca em como computadores aprendem a partir de dados”.

Os tipos de aprendizado usados por máquinas são subdivididos basicamente em duas categorias, sendo elas: aprendizado supervisionado e aprendizado não-supervisionado (DEO, 2015). A principal diferença entre os dois é a presença do atributo alvo no conjunto de dados, segundo Kartal (2018), a aprendizagem supervisionada é uma forma de aprendizado na qual recebem-se diversos dados de treinamento já com respostas e são feitas previsões para pontos diferentes daqueles já treinados anteriormente.

Aprendizagem não-supervisionada, é uma forma de aprendizado na qual não existem respostas aos dados de treinamento, de acordo com Kartal (2018). Em contraste com a aprendizagem supervisionada, não existem previsões para serem feitas, o objetivo é encontrar padrões ou agrupamentos que ocorrem naturalmente nos dados (DEO, 2015).

Recentemente, técnicas de Aprendizado de Máquina estão se tornando altamente eficazes para tomada de decisão e previsão em diversos campos. Podendo-se destacar: propagandas personalizadas, processamento de linguagem natural, tendências financeiras e robótica (MOTWANI *et al.*, 2016).

Além dos campos citados anteriormente, Faceli *et al.* (2011), destaca também: reconhecimento de pessoas pelo rosto ou pela fala, condução de automóveis de forma autônoma em rodovias, detecção de uso fraudulento de cartões de crédito, predição de taxas de cura de pacientes com diferentes doenças e diagnóstico de câncer por meio da análise de dados de expressão gênica.

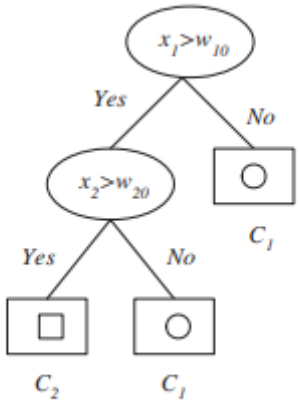
2.2.1 Árvores de decisão

O algoritmo Árvores de Decisão é um método para aproximar funções-alvo com valores discretos, no qual a função aprendida é representada por uma árvore de decisão (MITCHEL,1997). Seu funcionamento é explicado por Faceli *et al.* (2011) como: uma divisão de um problema complexo em problemas mais simples, aplicando a mesma técnica recursivamente.

As instâncias são classificadas a partir da raiz até algum nó folha. Cada nó na árvore corresponde a um teste de algum atributo (nó de decisão) e cada ramificação abaixo desse nó representa um dos valores possíveis para esse atributo (nó folha) (MITCHEL, 1997). A figura 1 representa um exemplo de uma

árvore de decisão, os nós ovais, são os nós de decisão e os retangulares, são os nós folha.

Figura 1 – Exemplo de uma árvore de decisão



Fonte: Autora adaptado de Alpaydin (2010)

O algoritmo possui algumas limitações, tais como: replicação (duplicação de uma sequência de testes em diferentes ramos da árvore), não lida bem como valores ausentes (necessidade de empregar mecanismos especiais para tratá-los), atributos contínuos e instabilidade (pequenas variações nos dados de entrada podem gerar grandes variações na árvore final). No entanto, suas principais vantagens são: flexibilidade, robustez, seleção de atributos, interpretabilidade e eficiência (FACELI *et al.*, 2011).

Visando definir cada nó e suas divisões, cada atributo é avaliado através de um teste estatístico para determinar o quão bem ele, sozinho, classifica os exemplos de treino (MITCHEL, 1997). Para isso, utilizam-se regras de divisão para classificação, como Ganho de Informação e o Índice Gini.

O Ganho de Informação baseia-se no conceito de entropia, que é definida por Mitchel (1997) como uma medida que caracteriza a impureza de uma coleção de exemplos aleatórios. A construção da árvore de decisão é guiada pelo objetivo de reduzir a entropia (FACELI *et al.,* 2011). Considerando-se uma variável aleatória discreta *A* de domínio $\{a_1, a_2,...,a_n\}$ a sua entropia é dada pela equação 1.

$$Entropia\ (A) = -\sum_{i=1}^{i} p_i \times\ log_2 p_i \qquad (1)$$

Sendo p_i a probabilidade de observar cada valor.

Segundo Faceli *et al.* (2011), o Ganho de Informação é calculado a partir da diferença entre a entropia do conjunto de exemplos e a soma ponderada da entropia das partições. Para uma árvore de decisão que contempla objetos de duas classes diferentes, onde *p* e *q* representam o número de objetos de duas classes diferentes, tem-se a equação 2.

$$Entropia(p,q) = -\frac{p}{p+q}\log\left(\frac{p}{p+q}\right) - \frac{q}{p+q}\log\left(\frac{q}{p+q}\right) \qquad (2)$$

Se o atributo X for selecionado (considerando-se que o seu domínio tem *j* diferentes valores), a árvore resultante tem um conteúdo de informação esperado representado pela equação 3.

$$E(X,p,q) = \sum_{i=1}^{j} \frac{p_i + q_i}{p+q} Entropia(p_i, q_i) \qquad (3)$$

Onde pi e qi representam a quantidade de objetos de cada classe na subárvore associada com a partição *i* baseada nos valores do atributo A. Portanto, o ganho de informação é dado pela equação 4.

$$IG(X,p,q) = H(p,q) - E(X,p,q) \qquad (4)$$

Já o Índice Gini tem como função medir a impureza de um determinado elemento em relação ao restante das classes, segundo Rodriguez-galiano, Ghimire, Rogan, Chica-olmo e Rigol-sanchez (2012). Uma função para mensurar a impureza é representada pela equação 5 (FACELI *et al.,* 2011).

$$i(t) = 1 - \sum_i p_i^2 \quad (5)$$

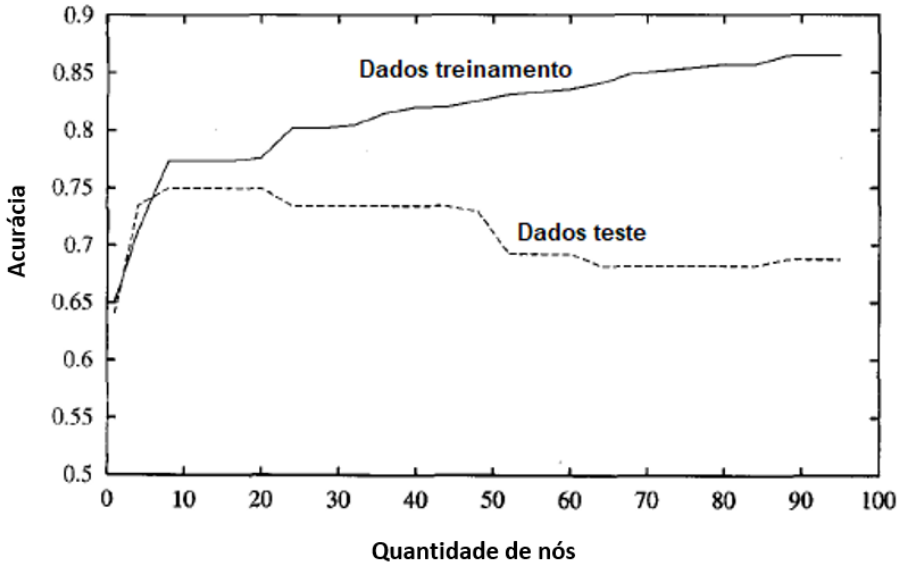
Onde p_i representa a probabilidade para cada classe.

Quando esse índice tem seu valor igual a 0, o nó é considerado puro e quando o seu valor se aproxima de 1, o nó é impuro, ou seja, o número de classes uniformemente distribuídas aumenta neste nó.

O atributo selecionado é aquele que resulta na maior diminuição da impureza, a qual é calculada da seguinte forma: ao examinar um atributo, a impureza média ponderada dos nós descendentes implícitos é subtraída de *i(t)*.

O sobreajuste, mais conhecido como *overfitting*, é uma dificuldade prática significante no aprendizado da árvore de decisão, problema que pode ser causado tanto por ruídos nos dados de treinamento como por uma baixa representatividade de exemplos associados ao nó folha (MITCHEL, 1997). A figura 2 ilustra o impacto desse fenômeno em uma aplicação de aprendizado da árvore de decisão. O eixo X representa o tamanho da árvore (quantidade de nós) e o eixo Y a acurácia da árvore de decisão.

Figura 2: Representação gráfica da acurácia *versus* a quantidade de nós na Árvore de Decisão



Fonte: Autora adaptado de Mitchel (1997)

Nota-se que a acurácia da árvore cresce na mesma em medida que a quantidade de nós aumenta para os dados de treinamento, mas a acurácia medida nos dados de teste primeiro aumenta e quando a quantidade de nós ultrapassa 25, reduz.

Visando evitar dois problemas causados por dados ruidosos, pode ser feita a poda da árvore de decisão, sendo eles: classificação de novos objetos de modo não confiável (baixos níveis de importância devido ao pequeno número de exemplos que chegam aos nós mais profundos) e a dificuldade de compreensão, devido ao tamanho da árvore (FACELI *et al.,* 2011).

Mitchel (1997) e Faceli *et al.* (2011) citam dois métodos principais de poda: a pré-poda e a pós poda. O primeiro apesar de mais direto e exigir menos computacionalmente, não tem tanto sucesso quanto o segundo, pois existe uma dificuldade em estimar precisamente quando se deve parar de crescer a árvore.

2.2.2 Algoritmos de *Ensemble*

Ensemble Algorithms (em português, algoritmos de conjunto) é um conjunto de algoritmos de classificação, cujas decisões individuais são combinadas de alguma forma para classificar novos pontos, segundo Dietterich (2000). Além disso, os conjuntos frequentemente apresentam uma maior acurácia do que os algoritmos individuais que os compõem.

Diversos métodos para construção de *Ensembles* foram desenvolvidos como por exemplo *Bagging* e *Boosting*. O primeiro consiste em um método para gerar várias versões de um classificador e usá-las para obter um classificador agregado, no qual é calculada a média das versões ao prever um resultado numérico e faz um voto de pluralidade ao prever uma classe (BREIMAN, 1996).

Já o *Boosting* consiste na combinação de diversos classificadores fracos. Quando um ponto dos dados é classificado de forma incorreta, o peso dele é aumentado para ser utilizado no próximo classificador e assim sucessivamente. Cada um dos classificadores recebe uma pontuação e o classificador final é definido como uma combinação linear dos mesmos (HASTIE; ROSSET; ZHU; ZOU, 2009).

O presente trabalho faz uso dos métodos de *Ensemble* supracitados utilizando Árvores de Decisão. Os algoritmos selecionados foram: *Random*

Forest (RF)*, Extra Trees* (ET)*, AdaBoost Classifier* (ABC) e *Gradient Boosting Classifier* (GBC).

2.2.2.1 Random Forest

O algoritmo de *Ensemble, Random Forest* (RF), é definido por Breiman (2001) como uma combinação de classificadores de *Decision Trees*, onde cada um depende dos valores de um vetor aleatório treinado independentemente e com a mesma distribuição para todas as árvores que compõe a floresta.

Por ser aplicável a problemas de alta dimensão com variáveis altamente correlacionadas e apresentar alta capacidade previsão, o algoritmo RF se tornou uma ferramenta popular, sendo utilizada em diversas áreas (STROBL; BOULESTEIX; KNEIB; AUGUSTIN; ZEILEIS, 2008).

Rodriguez-galiano, Ghimire, Rogan, Chica-olmo e Rigol-sanchez (2012) destacam que a combinação de diversos algoritmos de classificação concede ao RF características especiais, as quais contribuem para diferença considerável entre tal algoritmo e as *Decision Trees* tradicionais.

Quando uma árvore é desenvolvida no RF, é utilizada a melhor divisão de um subconjunto aleatório de dados de entrada na divisão de cada nó, ao invés de utilizar as melhores variáveis divididas, o que reduz a correlação entre as árvores, sem aumentar muito a variação (HASTIE, TIBSHIRANI, FRIEDMAN, 2008)(RODRIGUEZ-GALIANO, GHIMIRE, ROGAN, CHICA-OLMO E RIGOL-SANCHEZ, 2012).

Ao adicionar mais árvores, o RF não sofre *overfitting*, pois trabalha com um conjunto aleatório dos dados, mas em contrapartida, produz um valor limitador do erro de generalização. (BREIMAN, 2001) Além disso, o *bias* do algoritmo é o mesmo de uma árvore individual (HASTIE, TIBSHIRANI, FRIEDMAN, 2008).

As vantagens da aplicação do RF são listadas por Breiman (2001):

a) Acurácia tão boa quanto o *AdaBoost Classifier* e às vezes, até melhor;

b) Apresenta exigência computacional menor do que outros métodos de *Ensemble* que utilizam Árvores de decisão;

c) Relativamente robusto a *outliers* e ruídos;

d) Apresenta simplicidade e facilidade na parametrização;

e) Fornece estimativa da importância da variável para classificação;

f) Possui um método eficaz para estimar dados ausentes garantindo precisão.

2.2.2.2 Extra Trees

O algoritmo *Extra Trees*, também conhecido como *Extremely Randomized Trees,* é um algoritmo de *Ensemble* que faz uso do método de *Bagging*. Geurts, Ernst e Wehenkel (2006) o definem como um conjunto de árvores de decisão não podadas de acordo com o procedimento tradicional de cima para baixo. Os nós são divididos selecionando pontos de corte aleatoriamente e toda a amostra de aprendizado é utilizada para construção das árvores, que são as principais diferenças de tal algoritmo para os demais algoritmos de *Ensemble* baseados em árvores.

Para determinar um teste em um nó específico, o algoritmo seleciona K direções de corte aleatoriamente e, para cada uma dessas direções, um ponto de corte, também aleatório. Em seguida, é calculada a pontuação para cada um dos testes K e seleciona-se aquele que maximiza a pontuação. A divisão nos nós para de ocorrer quando o número de elementos desse nó for menor que o parâmetro n_{min}, o qual representa o tamanho mínimo da amostra para dividir um nó (ERNST; GEURTS; WEHENKEL, 2005).

A variância do modelo pode ser reduzida consideravelmente com a técnica em questão, devido à aleatoriedade do ponto de corte e atributo combinados com a média do conjunto. Enquanto a utilização da amostra de dados original completa tem influência na redução do viés (GEURTS; ERNST; WEHENKEL, 2006).

2.2.2.3 AdaBoost Classifier

O algoritmo *AdaBoost Classifier* (ABC), apresentado por Freund e Schapire em 1995, foi o primeiro algoritmo basedo no método *Boosting* e segue

sendo um dos mais utilizados e estudados, com aplicações em diversos campos. Suas principais vantagens são: rapidez, simplicidade e facilidade para programar (FREUND; SCHAPIRE, 1999) (SCHAPIRE, 2013).

A sua principal ideia é a definição de pesos para o conjunto de dados sendo treinado. Na primeira rodada de treinamento, todos os pesos são definidos igualmente. Ao final de cada rodada os pesos das instâncias classificadas incorretamente são aumentados e os pesos daquelas classificadas corretamente são reduzidos, fazendo com que o classificador fraco seja forçado na próxima rodada e assim sucessivamente (FREUND; SCHAPIRE, 1999).

O algoritmo ABC tem a capacidade de melhorar significativamente o desempenho de um classificador bem fraco. Além de se destacar pela sua capacidade de reduzir o erro de treinamento, já que o objetivo do classificador fraco é encontrar uma hipótese que minimize o erro de treinamento (HASTIE, TIBSHIRANI, FRIEDMAN, 2008) (FREUND; SCHAPIRE, 1999).

Segundo Freund e Schapire (1999), o ABC tem resistência ao *overfitting*, pois assim como o *Support Vector Machine*, algoritmo que será abordado na próxima seção, ele encontra um classificador linear para espaços dimensionais altos através da maximização da margem que divide as classes.

Muitos algoritmos de Aprendizado de Máquina são vistos como procedimentos para minimização da função perda, a qual mensura o quão bem o modelo se ajusta aos dados. O ABC não foi originalmente desenvolvido com essa intenção, mas acaba minimizando uma função de perda específica e apesar de ser uma perspectiva limitadora em termos do que pode afirmar sobre a precisão do algoritmo ABC, a minimização dela é uma propriedade fundamental do mesmo e abre portas para diversas generalizações práticas do algoritmo (SCHAPIRE, 2013).

Ainda segundo Schapire (2013), a partir da minimização da função de perda é comum regularizar, ou seja, alterar ou restringir o problema de otimização de forma a evitar o excesso de ajustes, limitando a sua complexidade. Por exemplo: o algoritmo constrói uma combinação linear das hipóteses fracas e o faz de forma a minimizar todas as perdas através dessas combinações, para regularizar, deve-se escolher como objetivo a minimização dessa mesma perda, mas sujeito à restrição de que quando os pesos das hipóteses fracas são vistos como um vetor é aplicada uma limitação aos mesmos.

2.2.2.4 Gradient Boosting Classifier

O *Gradient Boosting Classifier* é um algoritmo baseado no método *Boosting* assim como o ABC. Ele dá origem a procedimentos competitivos, altamente robustos e interpretáveis tanto para tarefas de regressão quanto para tarefas de classificação (FRIEDMAN, 2001).

A partir de um conjunto de dados de treinamento {x,y}, o objetivo do algoritmo em questão é encontrar uma função f(x) que minimize a função perda. Seu funcionamento é explicado por Friedman (2002): construção de modelos de regressão aditivos, ajustando sequencialmente, a cada interação, uma função parametrizada aos “pseudo” resíduos pelo método dos mínimos quadrados. Esses “pseudo” resíduos são o gradiente da perda funcional minimizada com relação aos valores do modelo em cada ponto de dados de treinamento avaliado na interação.

Hastie, Tibshirani e Friedman (2008) explicam que algoritmos específicos são obtidos a partir da inserção de diferentes critérios de cálculo da função perda. Para classificação, a função perda utilizada é a Deviance, a qual diverge da Exponencial, quanto ao tratamento dos dados negativos, tendo uma influência menor sob os mesmos, já que se distribui uniformemente entre todos os dados, ao contrário da segunda, que aumenta a sua influência de forma exponencial.

A taxa de aprendizado é utilizada na regularização para dimensionar a contribuição de cada árvore e segundo Hastie, Tibshirani e Friedman (2008), menores valores de taxa de aprendizado levam a um erro de generalização melhor.

Uma pequena alteração no algoritmo foi proposta por Friedman em 2002: incorporar a aleatoriedade como parte integral do procedimento. A cada interação, uma subamostra dos dados é selecionada de forma aleatória do conjunto completo dos dados e ela é utilizada para ajustar o dado calcular a atualização do modelo para iteração atual.

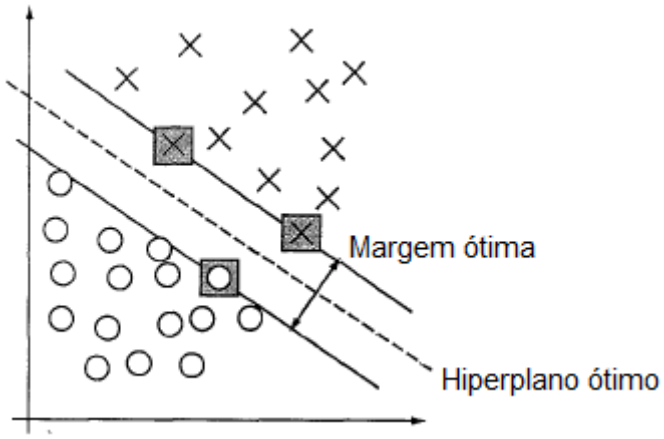
A alteração deu origem ao *Stochastic Gradient Boosting Classifier* (SGBC) e provou-se que a mesma poderia melhorar consideravelmente a acurácia do algoritmo além de produzir economia computacional (FRIEDMAN, 2002).

2.2.3 *Support Vector Machine*

Máquina de Vetor de Suporte, ou em inglês, *Support Vector Machine* (SVM) consiste em um método que faz o mapeamento dos dados para um espaço de entrada de alta dimensão, onde é construído um hiperplano de separação ideal (SUYKENS; VANDEWALLE, 1999).

O hiperplano ótimo é definido como aquele que apresenta a máxima margem de separação entre duas classes, conforme representado na figura 1. Ele é construído a partir da resolução de um problema de otimização quadrática restrita (HEARST; OSUNA; SCHOLKOPF, 1998).

Figura 3: Representação do hiperplano ótimo e da máxima margem de separação



Fonte: Autora adaptado de Cortes e Vapnick (1995)

O algoritmo SVM foi desenvolvido na estrutura da Teoria de Aprendizado Estatística (TAE), a qual, a partir de um conjunto de dados de treinamento, estabelece condições matemáticas que ajudam na seleção de um classificador particular (FACELI et al. 2011). Além disso, o TAE mostra que é importante restringir a classe das funções em que o algoritmo pode implementar em uma

capacidade que seja adequada à quantidade de dados de treinamento disponíveis, segundo Hearst; Osuna; Scholkopf, 1998.

Dado um conjunto de dados para treinamento amostrados com uma distribuição de probabilidade desconhecida e uma função erro, que mensura o erro quando para um dado x, a função f(x) é calculada e prevê um valor diferente de y. O objetivo portanto, segundo Evgeniou e Pontil (2001), é encontrar uma função que minimize o erro esperado.

As SVMs mapeiam os dados de entrada em um espaço de produto escalar, sendo eficazes na classificação de conjuntos de dados que possuam uma distribuição aproximadamente linear, dividindo-os por um hiperplano. No entanto, também lidam com problemas não lineares, mapeando o conjunto de dados de treinamento de seu espaço original para um novo espaço com dimensão maior. O procedimento para problemas não lineares se faz possível ao satisfazer duas condições: a transformação não pode ser linear e a dimensão do espaço de características deve ser suficientemente alta (FACELI et al., 2011).

A dimensão do espaço de produto escalar para problemas não lineares pode até ser infinita, o que pode ser custoso computacionalmente. Por isso, faz-se o uso de funções chamadas *kernels,* as quais são funções que recebem dois pontos no espaço de entradas e calculam o produto escalar desses objetos no espaço (Herbrich, 2001 *apud* Faceli et al., 2011).

Segundo Faceli et al, 2011, os *kernels* mais utilizados são os de função base radial (RBF), polinomial e sigmoidal, os quais possuem parâmetros que devem ser escolhidos pelo usuário.

2.2.4 *Multilayer Perceptron* –Algoritmo *Backpropagation*

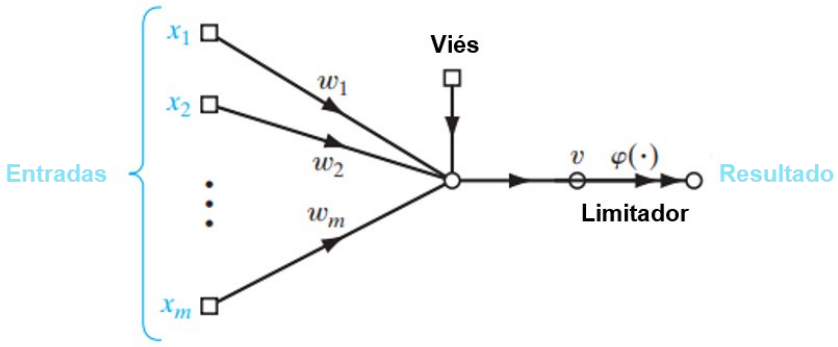
Antes de conceituar o *Multilayer Perceptron*, faz-se necessário introduzir alguns conceitos: Redes Neurais Artificiais (RNA) e *Perceptron*. O desenvolvimento de RNAs foi inspirado pela estrutura e funcionamento do sistema nervoso humano na obtenção de conhecimento, elas são definidas como sistemas computacionais distribuídos, compostos de unidades de processamento simples conectadas (neurônios), as quais computam funções matemáticas (FACELI *et al.,* 2011).

Os neurônios podem ser dispostos em uma ou mais camadas em uma RNA e quando isso ocorre, a rede recebe o nome de rede multicamadas. Quando se utilizam duas ou mais camadas, um neurônio pode tanto captar em seus terminais de entrada valores de saída dos neurônios da camada anterior, como encaminhar seu valor de saída para terminais de entrada de neurônios da próxima camada (FACELI *et al.,* 2011).

Quanto ao *Perceptron,* ele é definido por Haykin (2009) como a forma mais simples de uma RNA utilizada para classificação de padrões considerados linearmente separáveis, a qual consiste, basicamente em um único neurônio com pesos ajustáveis e viés. A figura 4 representa o *Perceptron*, onde uma função (equação 6) calcula a combinação linear das entradas aplicadas as suas sinapses (pesos) e incorpora um viés aplicado externamente (dado por b na equação). O resultado é aplicado a um limitador, sendo possível produzir duas saídas: 1 se a entrada do limitador for positiva e -1, caso contrário.

$$u = \sum_{i=1}^{m} w_i x_i + b \tag{6}$$

Figura 4: *Perceptron*

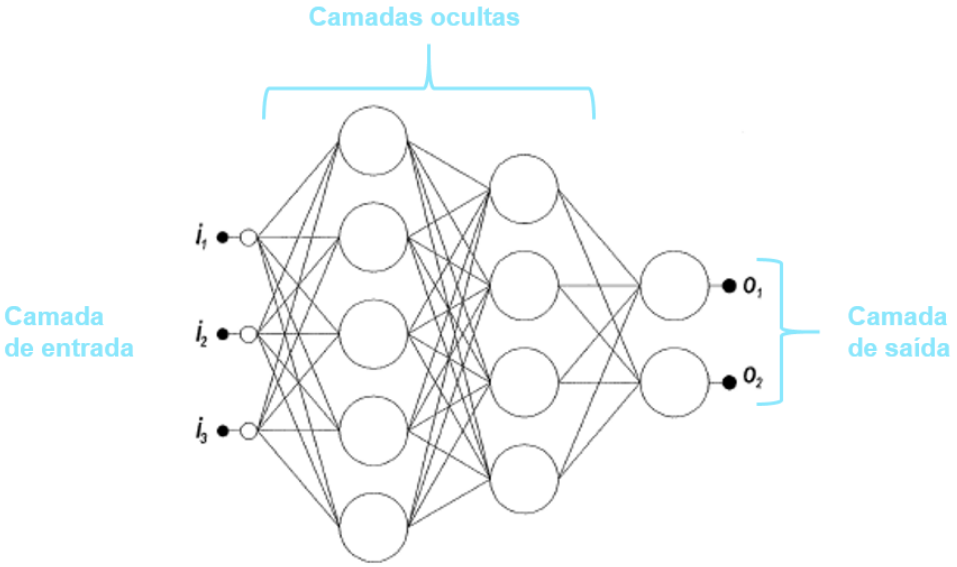


Fonte: Autora (adaptado de Haykin, 2009)

O *Multilayer Perceptron* consiste em um sistema de neurônios interconectados, descritos como completamente conectados, com cada neurônio conectado a cada nó na camada seguinte e anterior. A sua arquitetura é variável, mas consiste, em geral, em várias camadas de neurônios e podem ter uma ou

mais camadas ocultas, além de uma camada de saída, conforme ilustrado na figura 5 (GARDNER; DORLING, 1998).

Figura 5: *Multilayer Perceptron*



Fonte: Autora (adaptado de Gardner; Dorling, 1998)

A rede ilustrada na figura 5 está totalmente conectada, ou seja, um neurônio em qualquer camada da rede está conectado a todos os neurônios da camada anterior. O fluxo de sinal através dela é da esquerda para direita, camada a camada, por isso o algoritmo é conhecido como uma rede neural do tipo *feed foward* (HAYKIN, 2009) (GARDNER; DORLING, 1998).

Para treinar de forma supervisionada o *Multilayer Perceptron,* é utilizado o algoritmo *Backpropagation*, o qual é baseado na regra de aprendizado de correção de erro, ou seja, busca localizar o mínimo absoluto (ou global), conforme Gardner e Dorling, 1998.

O algoritmo *Backpropagation* consiste em duas passagens nas diferentes camadas que compõe o sistema: uma passagem para frente e uma para trás. Na primeira, onde os pesos das sinapses são valores aleatórios e fixos, um vetor de entrada, originário dos dados de treinamento, é aplicado a camada de entrada e seu efeito se propaga na rede camada por camada até obter uma saída. Depois, é feito o cálculo do erro, comparando a saída obtida com a saída real (resposta). Na passagem para trás, o cálculo do erro é propagado pela rede e os pesos nas sinapses são ajustados visando minimizá-lo. Esse procedimento é

realizado até que o erro tenha atingido seu valor mínimo (HAYKIN, 1999) (GARDNER; DORLING, 1998).

2.3 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

Diversos algoritmos podem ser considerados para solução de um dado problema e ainda que somente um seja escolhido, pode ser necessário fazer ajustes em seus parâmetros, gerando múltiplos modelos para os mesmos dados. Por isso, é importante entender a capacidade e a limitação dos algoritmos através de uma metodologia de avaliação que permita compará-los (FACELI *et. al.,* 2011) (MONARD; BARANAUSKAS, 2003).

O presente trabalho visa prever o tempo que o paciente ocupará leitos pós cirúrgicos de UTI e de enfermaria após a realização de cirurgia cardíaca, sendo considerado um problema de classificação. No entanto, as classes são desbalanceadas e conforme Bader-El-Den, Teitei e Adda (2016), a métrica acurácia é tendenciosa nesse cenário, pois mesmo que todas as instâncias de classe minoritária estejam incorretas, o seu valor será alto. Por isso, além de utilizar a referida métrica, também são utilizadas as métricas: *precision, recall, F1-score, specificity*, *AUC (Area Under ROC Curve),* as quais são independentes da razão de desequilíbrio das classes e podem reconhecer a classe minoritária (BADER-EL-DEN; TEITEI; ADDA, 2016).

Para que seja possível o completo entendimento das métricas supracitadas, faz-se necessário conhecer o conceito de matriz confusão. Faceli *et. al.* (2011) conceituam que ela ilustra o número de predições corretas e incorretas em cada classe, as linhas representam as classes verdadeiras e as colunas, as classes preditas pelo modelo.

A figura 6 representa uma matriz confusão resultante de um modelo de classificação binária. As diagonais representam os acertos do modelo, as quais são representadas pelas siglas TP (*True Positive,* em português, Verdadeiro Positivo) e TN (*True Negative,* em português, Verdadeiro Negativo), e os outros elementos representam os erros cometidos na predição, dados pelas siglas FN (*False Negative,* em português, Falso Negativo) e FP (*False Positive*, em português, Falso Positivo).

Figura 6: Matriz Confusão resultante de modelo de classificação binária

		CLASSIFICAÇÃO	
		1	**0**
REAL	**1**	TP	FN
	0	FP	TN

Fonte: Autora

A partir da matriz confusão, pode-se calcular as métricas.

A primeira métrica a ser definida é a *accuracy*, a qual é a taxa de acerto do modelo de classificação e é dada pela equação 7.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{n} \tag{7}$$

Onde: $n = TP + TN + FP + FN$

A métrica *precision* é definida por Faceli *et al.* (2011) como a proporção de exemplos positivos classificados corretamente entre todos aqueles preditos como positivos pelo modelo, ou seja, considera-se os falsos positivos também. A sua equação é representada em 8.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{8}$$

A métrica *recall*, também conhecida como *sensitivity*, representa a taxa de acerto na classe positiva, segundo Faceli *et al.* (2011), e é dada pela equação 9.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{9}$$

As métricas *precision* e *recall* não são discutidas de forma isolada, mas combinadas em uma única medida (*F1-score*), que é a média harmônica

ponderada das mesmas, conforme Faceli *et al.* (2011), e é representa pela equação 10.

$$F1 - score = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (10)$$

A *specificity* representa a taxa de acerto na classe negativa, dada pela equação 11.

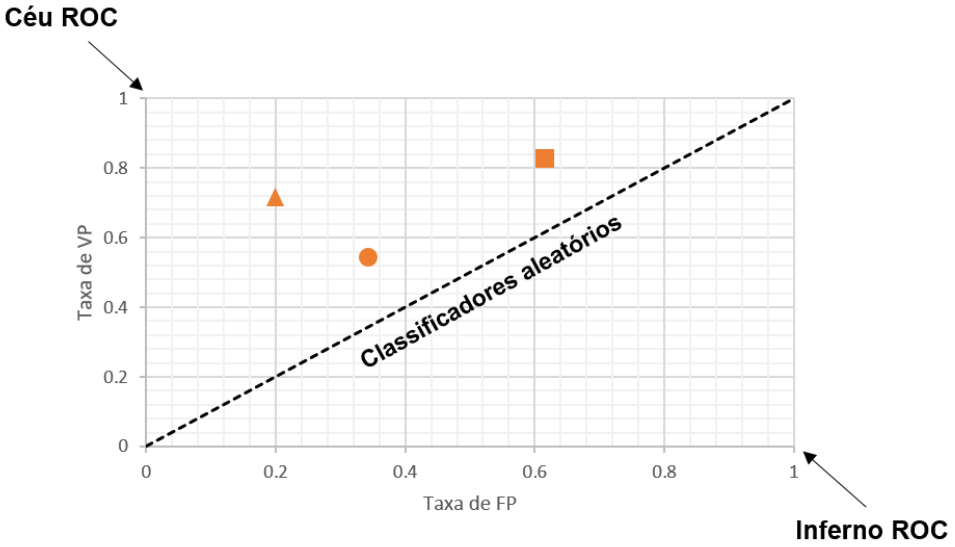
$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (11)$$

A curva ROC (*Receiver Operating Characteristics*) é uma técnica para visualização, organização e seleção de modelos de classificação com base em seus desempenhos. Os gráficos que representam o espaço ROC têm duas dimensões, onde o eixo Y é dado pela métrica *sensivity* (Taxa de TP) e o eixo X pela métrica *false alarm rate* (Taxa de FP), dada pela equação 12 (FAWCETT, 2006).

$$false\ alarm\ rate = 1 - Specificity \quad (12)$$

Fawcett (2006) ressalta a importância de notar diversos pontos nos gráficos que representam o espaço ROC, os quais são apresentados na Figura 5 onde três diferentes classificadores são avaliados. O ponto (0,1) representa a classificação perfeita, ou seja, todos os exemplos são classificados corretamente e por isso, de acordo com Faceli *et al.* (2011) denomina-se “céu ROC”. Já o ponto (1,0) representa a o “inferno ROC”, pois todas as classificações são erradas. Pontos localizados no lado superior direito, mais próximos do ponto (1,1) classificam quase todos os positivos corretamente, mas, geralmente, apresentam altas taxas de falsos positivos. E por fim, aqueles que aparecem no lado inferior esquerdo fazem classificações positivas apenas com fortes evidências, logo, cometem poucos erros falsos positivos, mas geralmente apresentam baixas taxas de verdadeiros positivos também.

Figura 7: Espaço ROC



Fonte: Autora (adapatado de Faceli *et al.*, 2011)

Alguns modelos de classificação produzem apenas uma saída, ou seja, uma única matriz confusão, a qual produz apenas um ponto no espaço ROC. No entanto, o procedimento mais usual para análise dos pontos no espaço ROC é a criação de uma curva ROC. Por isso, quando são empregados determinados modelos, é necessário utilizar algum ranqueamento na classificação (FACELI *et al.*, 2011) (FAWCETT, 2006).

Diversos modelos de classificação produzem como saída um valor contínuo em sua classificação e esses podem ser utilizados no ranqueamento como um limite para produzir um modelo de classificação discreto. Se a saída do modelo estiver acima do limite, o modelo fará a classificação e cada valor do limiar produzirá um ponto diferente no espaço ROC (FAWCETT, 2006).

A área embaixo da curva ROC, conhecida como AUC (*Area Under ROC Curve*), representa a probabilidade de que um exemplo positivo escolhido de forma aleatória seja corretamente classificado do que um exemplo negativo também selecionado aleatoriamente (BRADLEY, 1997).

A AUC resulta em valores entre 0 e 1, sendo que os valores mais próximos de 1 são considerados melhores. Faceli *et al* (2001) aconselha calcular tal medida em um procedimento de validação cruzada, já que dessa forma, pode-se obter a média e o desvio padrão de seus valores para diferentes conjuntos de

dados e ressalta que a taxa de acerto e erro é influenciada por desbalanceamento nos dados.

Nessa metodologia, para cada classe existente, gera-se um classificador binário e cada um deles é treinado para distinguir uma classe das demais. No entanto, se a proporção de exemplos de uma classe é menor quando comparada ao conjunto formado pelas outras classes, o método pode levar a conclusões erradas (FACELI *et. al.,* 2011).

2.4 APRENDIZADO DE MÁQUINA NA ÁREA DA SAÚDE

A implementação de Aprendizado de Máquina na medicina promete melhorar consideravelmente a prestação de cuidados de saúde. Os algoritmos estão sendo desenvolvidos para auxiliar os médicos na tomada de decisões e em alguns casos, pode vir a substituí-los, como em áreas que envolvam exames minuciosos de imagens (CHAR; SHAH; MAGNUS, 2018).

No entanto, Faceli *et al.* (2011), considera um desafio a criação de uma aplicação que apresente um diagnóstico que seja tão bom quanto o de um médico experiente, a partir dos sintomas e resultados de exames clínicos.

Deo (2015) cita em seu trabalho 2 casos de aplicação de Aprendizado de Máquina em câncer, sendo eles: melhoria na identificação de casos de câncer de mama de alto risco e desenvolvimento de modelo preditivo para câncer de mama.

Sneha e Gangil (2019) fizeram um estudo acerca de diabetes *mellitus*, visando selecionar as variáveis que mais contribuem para identificação com antecedência da presença de diabetes *mellitus.*

Chen, Hao, Hwang, Wang e Wang (2017) em seu trabalho, fazem uso de algoritmos de Aprendizado de Máquina para realizar uma previsão efetiva do surto de doenças crônicas em comunidades chinesas que apresentam doenças frequentemente.

Existem diversas outras aplicações de algoritmos de Aprendizado de Máquina na área da saúde, como na área da oftalmologia. O estudo realizado por Fauw et al. (2016) aplicou algoritmos de Aprendizado de Máquina para análise automática de fotografias de fundo de olho digitais.

2.5 APRENDIZADO DE MÁQUINA EM CIRURGIAS CARDÍACAS

O presente capítulo aborda casos de aplicação de algoritmos de Aprendizado de Máquina em cirurgias cardíacas.

Deo (2015) cita em seu trabalho 2 casos de aplicação de Aprendizado de Máquina em doenças cardiovasculares, sendo eles: previsão de sobrevida na insuficiência cardíaca e classificação de pacientes com insuficiência cardíaca com fração de ejeção preservada.

O primeiro deles, o qual trata da previsão de sobrevivência na insuficiência cardíaca foi desenvolvido por HSICH (2011), no qual utilizou-se o *Random Survival Forests* (RSF – adaptação do algoritmo *Random Forest* para análise de sobrevivência) para identificar importantes fatores de risco para sobrevivência de 2231 pacientes com insuficiência cardíaca sistólica que foram submetidos a teste de esforço cardiopulmonar.

O segundo, trata da classificação de pacientes com insuficiência cardíaca com fração de ejeção preservada através da aplicação de algoritmos de aprendizagem não supervisionada. Os pacientes foram agrupados com base em variáveis quantitativas, ecocardiográficas e clínicas. (SHAH et al., 2015)

Choi, Schuetz, Stewart e Sun (2016) compararam o desempenho de algoritmos de Aprendizado de Máquina para modelar possíveis relações temporais entre eventos em dados eletrônicos de saúde melhoraria o desempenho do modelo na previsão do diagnóstico inicial de insuficiência cardíaca. Os algoritmos comparados foram: *Support Vector Machine, K-Nearest Neighboor, Logistic Regression* e a rede neural *Multilayer Perceptron*, a qual teve desempenho superior aos outros algoritmos.

Kartal (2018) fez uso de algoritmos de Aprendizado de Máquina para prever a mortalidade de pacientes durante ou pouco tempo depois de cirurgias cardíacas, identificando também, três fatores que afetam o risco de mortalidade dos pacientes. O conjunto de dados utilizado possuía 1482 observações coletadas em um hospital na Turquia e os algoritmos treinados foram: *Logistic Regression, K-Nearest Neighboor, Naive Bayes* e *Decision Tree,* sendo que o último apresentou o melhor desempenho, medido através da métrica acurácia.

Lee (2018) em sua pesquisa, a respeito da previsão de problemas renais após cirurgias cardíacas, utilizou algoritmos de Aprendizado de máquina devido

à sua melhor habilidade preditiva do que análises estatísticas para prever resultados pós-operatórios. Foi feita uma comparação entre o desempenho dos algoritmos *Decision Tree, Random Forest, Extreme Gradient Boosting, Support Vector Machine* e redes neurais, utilizando para treinamento dados de 2010 pacientes da Coreia do Sul. O algoritmo que apresentou melhor desempenho foi o *Extreme Gradient Boosting*.

Já em pesquisa realizada por Samad *et al.* (2018), foram utilizados dados de 153 pacientes para prever a deterioração da função ventricular em pacientes com Tetralogia de Fallot reparada. Foi feita uma busca pelas variáveis que apresentam o maior impacto na deterioração e o algoritmo treinado foi o *Support Vector Machine* e utilizou-se a *Area Under ROC Curve* (AUC) para avaliação do desempenho.

Em estudo realizado com dados de 2200 cirurgias cardíacas realizadas no InCor - FMUSP em São Paulo, foi desenvolvido e validado um modelo para predição de risco de morte pré-operatório de pacientes congênitos submetidos à cirurgia cardíaca. Os modelos de Aprendizado de Máquina treinados foram: *Random Forest, Extra Trees, Stochastic Gradient Boosting, AdaBoost, Bagged Decision Trees* e a rede neural *Multilayer Perceptron.* O modelo com melhor desempenho foi o *Random Forest* (CHANG JUNIOR; BINUESA; CANEO; TURQUETTO; ARITA; BARBOSA; FERNANDES; TRINDADE; JATENE; DOSSOU, 2020).

Meyfroidt, Güiza, Cottem, Becker, Van Loon, Aerts, Berckmans, Ramon, Bruynooghe e Berghe (2011) compararam o desempenho dos algoritmos *Decision Trees, Random Forest, Support Vector Machine* e *Gaussian Processes* na previsão da probabilidade de alta no dia seguinte após a cirurgia cardíaca e para prever o dia de alta da UTI. O treinamento foi feito com dados de 462 pacientes e o teste com 499 da Bélgica, o modelo que apresentou melhor desempenho foi o *Gaussian Processes*.

Daghistani, Elshawi, Sakr, Ahmed, Al-Thwayee e Al-Mallah (2019) afirmam que pacientes que são submetidos a tratamentos cardíacos têm grande variação no tempo de permanência, o qual é influenciado tanto por características do próprio paciente quanto por características do hospital. Tal fato é somado a disponibilidade de leitos, que pode ser zero dependendo da época, é uma grande preocupação e pode afetar de forma significativa outros serviços.

A pesquisa foi realizada utilizando dados de 12769 pacientes coletados entre 2008 e 2016 na Arábia Saudita e identificou as variáveis com maior impacto no tempo de permanência. Os modelos treinados foram: *Random Forest*, *Support Vector Machine* (SVM)*, Bayesian Network* e Redes Neurais com *Backpropagation.*

A pesquisa realizada por Kogon, Oster, Wallace, Chiswell, Hill, Cox, Jacobs, Pasquali, Karamlou e Jacobs (2019) da Sociedade Americana de Cirurgiões Torácicos (*The Society of Thoracic Surgeons* - STS), visava determinar a prevalência de readmissão hospitalar após cirurgia cardíaca em crianças, identificando características dos pacientes e os fatores de riscos para readmissão através de uma análise de regressão. A base de dados utilizada era composta por dados de 56429 pacientes que passaram por cirurgia entre 2014 e 2016.

3 METODOLOGIA

A presente pesquisa possui caráter exploratório, visto que foi realizado um levantamento bibliográfico a respeito de Aprendizado de Máquina, seus algoritmos e cardiopatias congênitas. Realizou-se, também, uma revisão literária acerca dos estudos já realizados na área da saúde utilizando algoritmos de Aprendizado de Máquina.

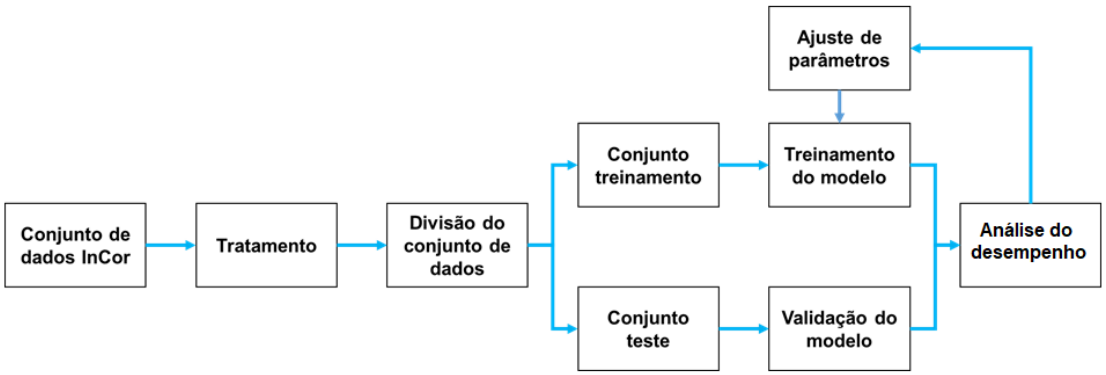
Além disso, a pesquisa também tem um caráter explicativo, devido à identificação das variáveis que contribuem para o desfecho dos pacientes em estudo. A metodologia utilizada foi a modelagem e simulação.

O processamento dos algoritmos e todos os passos anteriores a essa etapa foram realizados em um notebook com processador Intel® Core™ i5-10210U CPU @ 1.60GHz com memória RAM de 8 GB, na plataforma Windows 10.

A plataforma utilizada foi a plataforma Anaconda, a qual é uma distribuição gratuita e de código aberto das linguagens de programação Python e R para computação científica. A linguagem de programação Python, já as bibliotecas utilizadas foram: *pandas, numpy, math, matplotlib, scikit-learn* e *imblearn*.

O processo para treinamento dos modelos é apresentado na figura 8 e está descrito nas subseções abaixo.

Figura 8: Processo de desenvolvimento do modelo



Fonte: Autora

3.1 CONJUNTO DE DADOS

O conjunto de dados utilizado no presente estudo foi disponibilizado pelo InCor - FMUSP e é composto por informações de 2080 pacientes submetidos a cirurgias cardíacas entre 2014 e 2018. Foram desconsiderados para o presente estudo pacientes que foram transferidos após a cirurgia e os que foram a óbito durante o procedimento.

As informações são armazenadas no banco de dados ASSIST, o qual foi a primeira iniciativa brasileira na construção de um programa colaborativo de melhoria da qualidade em cardiologia pediátrica e doença cardíaca congênita, do InCor – FMUSP (CARMONA; MANSO; FERREIRA; IKARI; JATENE; AMATO; TURQUETTO; CANEO, 2017).

Cada um dos campos do banco de dados representa uma variável, as quais são tanto quantitativas quanto qualitativas e estão divididas em 118, das quais 104 são utilizadas no presente estudo e estão descritas no anexo A. As 14 variáveis que não foram utilizadas correspondem variáveis que estavam repetidas no banco de dados e a datas de nascimento, admissão, entrada e saída de cirurgia, entrada e saída da UTI, entrada e saída da enfermaria, as informações que poderiam ser extraídas delas foram contempladas em outras variáveis.

A variável objetivo do estudo é o tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos de UTI e de enfermaria após a realização da cirurgia cardíaca, a qual é quantitativa e varia entre 0 e 482 dias para o primeiro e entre 0 e 380 para o segundo tipo de leito.

O banco de dados utilizado não possui informações que possibilitem a identificação do paciente e por isso, o uso de formulários de consentimento não foi necessário. Além disso, a utilização de tais dados foi aprovada em Comitê de Ética do InCor - FMUSP.

3.2 TRATAMENTO DOS DADOS

O desempenho de algoritmos de Aprendizado de Máquina é diretamente influenciado pela condição de dados utilizados, uma vez que, melhorar a qualidade dos dados pode levar a construção de modelos mais fiéis a distribuição

real dos dados, reduzindo a sua complexidade computacional. (FACELI *et al*., 2011).

O conjunto de dados utilizando no presente estudo possuía algumas imperfeições, como dados ausentes e inconsistentes. Alguns pacientes não possuíam todas as informações preenchidas e por isso, utilizou-se uma notação específica nessas variáveis, as quais estão descritas no apêndice A. Quanto aos dados inconsistentes, alguns campos exigiam somente uma classificação booleana, mas estavam apresentando números decimais.

Conforme Faceli *et al.* (2011), quando o limite inferior e o superior de valores das variáveis são muito diferentes, sugere-se realizar a normalização das variáveis, para evitar que uma variável se destaque sobre a outra. Por isso, dados como: procedência dos pacientes, grupo diagnóstico, tempo de internação pré cirurgia, idade, peso, estatura média, Índice de Massa Corporal (IMC), tempo de ventilação mecânica, tempo de internação na UTI após a cirurgia, tempo de internação na enfermaria após a cirurgia, foram divididos em classes, visando a padronização. As tabelas com as classes de cada uma das variáveis supracitadas estão no apêndice A.

A normalização foi feita agrupando os dados em classes. A quantidade de classes é representada por k, que é dada pela equação 13 (MORETTIN, 2010).

$$k = 1 + 3{,}22 \times \log n \qquad (13)$$

No caso, o k calculado foi igual a 12. Foram calculados, também, os valores da amplitude total para cada uma das variáveis mencionadas acima e da amplitude de cada classe dessas variáveis, dadas pelas equações 14 e 15, respectivamente (MORETTIN, 2010).

$$Amplitude\ total = X_{máx} - X_{mín} \qquad (14)$$

Onde $X_{máx}$ representa o maior valor da variável e $X_{mín}$, o menor valor.

$$Amplitude\ de\ classe = \frac{Amplitude\ total}{k} \qquad (15)$$

A amplitude de classe é a diferença entre os limites inferiores ou superiores de duas classes vizinhas (MORETTIN, 2010).

Quanto a variável tempo de UTI, para determinar sua normalização, utilizou-se a pesquisa desenvolvida por Kogon, Oster, Wallace, Chiswell, Hill, Cox, Jacobs, Pasquali, Karamlou e Jacobs (2019) da Sociedade Americana de Cirurgiões Torácicos (*The Society of Thoracic Surgeons* - STS), a qual considera como um longo tempo de permanência acima de 14 dias e baixo período de permanência entre 0 e 14 dias. Como o InCor utiliza os dados do STS como referência comparativa, eles foram utilizados como referência para o presente estudo.

3.3 DIVISÃO DOS DADOS PARA TREINAMENTO E TESTE

Uma etapa necessária antes da aplicação dos algoritmos de Aprendizado de Máquina é divisão da base de dados entre treinamento e teste. O primeiro consiste nos dados utilizados para o treino do modelo e o segundo nos dados utilizados para verificar o desempenho do modelo.

Duas técnicas de divisão de dados são muito comuns: a *Holdout* e a *K-Fold Cross Validation*. A primeira consiste na divisão do conjunto de dados em treinamento e teste em determinada proporção, já a segunda, consiste em uma técnica computacional que treina o algoritmo repetidamente (K vezes) e o conjunto de dados é dividido em K partes (*folds*). Em cada um dos treinos, uma fração de 1/K da amostra é utilizada para teste, ou seja, toda a base de dados é utilizada tanto para o treinamento quanto para o teste (BENGIO; GRANDVALET, 2004).

O estudo realizado por Kohavi (1995) apontou que à medida que K diminui e o tamanho das amostras diminui, ocorre variação devido à instabilidade do conjunto de dados, levando à um aumento na variância, que consiste na variabilidade do estimador em torno do seu valor esperado (CAWLEY; TALBOT, 2010).

No presente trabalho, o conjunto de dados foi dividido da seguinte forma: 85% para treinamento e 15% para teste, devido a quantidade de dados disponíveis, apenas 2080. Além disso, K foi definido como igual à 10, pois segundo Kohavi (1995), valores de K entre 10-20 reduzem a variância.

Na base de dados utilizada para treinamento, foi aplicada uma técnica para balanceamento dos dados (descrita no item 3.4), já para a etapa de validação do modelo, foram utilizados somente os dados reais, não foram utilizadas as amostras sintéticas geradas.

3.4 BALANCEAMENTO DA BASE DE DADOS

A base de dados utilizada no estudo é desbalanceada, ou seja, não existe a mesma quantidade de amostras entre as classes. Tal fato que pode afetar diretamente a capacidade preditiva dos algoritmos de Aprendizado de Máquina, de acordo com Douzas, Bacao e Last (2018), além de levar a falsa conclusão de que o algoritmo teve um bom desempenho, pois ele pode atingir uma boa acurácia, mesmo sem prever corretamente nenhuma instância de uma classe minoritária.

A variável que se deseja estudar é o tempo em que o paciente ocupa os leitos de UTI e de enfermaria pós cirúrgicos. Ao realizar uma análise exploratória dos dados após a categorização, notou-se que as classes não estão representadas de forma uniforme, visto que 78% dos pacientes estão na primeira classe para UTI e 81% para enfermaria, ou seja, ficam até 14 dias nos leitos, conforme a tabela 2.

Tabela 2: Distribuição das classes de tempo de UTI na base original

	Tempo	**Quantidade**	**Representatividade**
UTI	Até 14 dias	1622	78%
	Acima de 14 dias	457	22%
Enfermaria	Até 14 dias	1685	81%
	Acima de 14 dias	394	19%

Fonte: Autora

Para se tratar o desbalanceamento dos dados, segundo Bader-El-Den, Teitei e Adda (2016), podem ser utilizadas as seguintes técnicas: duplicação aleatória ou geração de classe minoritária sintética instâncias (*Oversampling*) ou remoção aleatória de instâncias de classe majoritária (*Undersampling*).

O método selecionado para o balanceamento dos dados foi a *Oversampling*, o qual consiste em reequilibrar os dados distorcidos originais, introduzindo novos casos nas classes minoritárias, sua principal vantagem é a de não depender de um algoritmo de classificação específico (ZHU; LIN; LIU, 2017).

O *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE) foi o método de *Oversampling* escolhido para o balanceamento dos dados, visto que o seu objetivo, segundo Douzas, Bacao e Last (2018), é melhorar a amostragem aleatória, além de reduzir o risco de sobreajuste. Os autores descrevem os três passos abaixo para geração da amostra aleatória:

1) Escolha de uma instância aleatória (a) da classe minoritária;
2) Entre os k-vizinhos da classe minoritária mais próximos, a instância (b) é selecionada;
3) É feita a interpolação aleatória das variáveis (a) e (b), gerando uma nova instância (x). A interpolação é dada por:

$$x^{\rightarrow} = a^{\rightarrow} + w * (b^{\rightarrow} - a^{\rightarrow}) \quad (13)$$

Onde w é um peso de valor aleatório entre [0;1]

Após a aplicação da técnica descrita acima, utilizando a biblioteca *imblearn*, obteve-se uma nova distribuição entre as classes, a qual é apresentada na tabela 3.

Tabela 3: Distribuição das classes de tempo de ocupação de leitos após balanceamento

	Tempo	Quantidade	Representatividade
UTI	Até 14 dias	1388	50%
	Acima de 14 dias	1388	50%
Enfermaria	Até 14 dias	1432	50%
	Acima de 14 dias	1432	50%

Fonte: Autora

3.5 SELEÇÃO DE PARÂMETROS PARA TREINAMENTO

A biblioteca do Python, *Scikit-Learn,* utilizada para treinar os modelos, possui um método chamado *Grid Search,* o qual tem como função aprimorar os parâmetros utilizados no treinamento. Como em certas situações, não é possível prever com precisão ou encontrar a melhor forma de selecionar esses parâmetros, pois eles apresentam diversas variações, faz-se necessário o uso dele.

No presente trabalho, o método foi utilizado para refinamento dos parâmetros de todos os modelos treinados e serão apresentados na próxima seção.

3.6 TREINAMENTO DOS MODELOS

Após a padronização, balanceamento e divisão dos dados, os algoritmos de Aprendizado de Máquina foram aplicados.

Tendo como base as pesquisas realizadas por Choi, Schuetz, Stewart e Sun (2016), Kartal (2018), Lee (2018), Meyfroidt, Güiza, Cottem, Becker, Van Loon, Aerts, Berckmans, Ramon, Bruynooghe e Berghe (2011), Daghistani, Elshawi, Sakr, Ahmed, Al-Thwayee e Al-Mallah (2019) e Chang Junior, Binuesa, Caneo, Turquetto, Arita, Barbosa, Fernandes, Trindade, Jatene e Dossou (2020), os algoritmos treinados na presente pesquisa foram: *Random Forest, Extra Trees, Gradient Boosting Classifier, Adaboost Classifier, Support Vector Machine* e a rede neural *Multilayer Perceptron* treinada com o algoritmo *Backpropagation*.

3.7 ANÁLISE DOS RESULTADOS

A análise dos resultados obtidos a partir da aplicação dos algoritmos supracitados foi feita considerando-se a acurácia, *recall*, *precision*, *F1- score*, matriz confusão, curva ROC, AUC e *Average Precision.* Todas serão descritas na próxima seção, com os algoritmos correspondentes.

Além da análise das métricas de desempenho do modelo, foram identificadas as variáveis que têm maior importância na variável objetivo (tempo de ocupação dos leitos). A identificação foi feita através do método

“*feature_importances_”* da biblioteca *Scikit-Learn*, o qual se baseia no quanto cada variável contribui para redução da entropia (conceito apresentado no item 2.2.1).

4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

A presente seção apresenta os parâmetros utilizados para treinamento dos modelos, bem como as métricas de avaliação de desempenho resultantes. O procedimento para treinamento dos modelos foi o mesmo para todos. A única diferença se deve a análise da importância das variáveis, pois os modelos *Support Vector Machine* e a rede neural *Multilayer Perceptron*, treinada com *Backpropagation*, não possuem uma função que retorne tal informação.

4.1 *RANDOM FOREST*

O algoritmo de *Ensemble Random Forest* foi treinado com os parâmetros descritos no apêndice B. Os mesmos parâmetros foram utilizados no treinamento dos modelos para classificar o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI e dos leitos de enfermaria.

4.1.1 *Random Forest* - UTI

Após o treinamento do modelo *Random Forest* para classificar o tempo de ocupação de leitos de UTI pós cirúrgicos, foi feita a validação do mesmo utilizando os dados que foram separados para teste e obteve-se a matriz confusão apresentada na figura 9, a partir da qual foram calculadas as métricas de avaliação de desempenho: *precision, recall* e *F1-score* para cada uma das classes, apresentadas na tabela 4.

A diagonal principal da matriz confusão apresenta a quantidade de acertos do modelo, ou seja, quantos pacientes ocuparam, em fato, os leitos pós cirúrgicos pelo período previsto pelo modelo. Pode-se notar o desbalanceamento da base de dados a partir do tamanho da amostra disponível para validação do modelo: 234 para a primeira classe e apenas 78 a segunda.

Figura 9: Matriz confusão *Random Forest* - UTI

	Até 14 dias	Acima de 14 dias
Até 14 dias	202	32
Acima de 14 dias	28	50

Fonte: Autora

As métricas de avaliação de desempenho comprovam a análise acima, a *precision*, a qual apresenta a proporção entre os pacientes que realmente ocuparam o leito pelo período que o modelo previu e todos os pacientes que o modelo previu que ficariam pelo mesmo período, tem seu valor mais alto para a primeira classe (“até 14 dias”).

O *recall* representa a taxa de acerto da classe positiva, de todos os pacientes que ficaram determinado período no leito, é a fração que o modelo previu corretamente. Para a primeira classe (“até 14 dias”), o valor da métrica é 0,86, enquanto para a segunda (“acima de 14 dias”) é 0,64.

O valor da *precision* da primeira classe é superior ao valor da segunda, ou seja, ela apresenta menos falsos positivos e mais falsos negativos.

Tabela 4: Métricas de performance *Random Forest* - UTI

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,88	0,86	0,87
Acima de 14 dias	0,61	0,64	0,62

Fonte: Autora

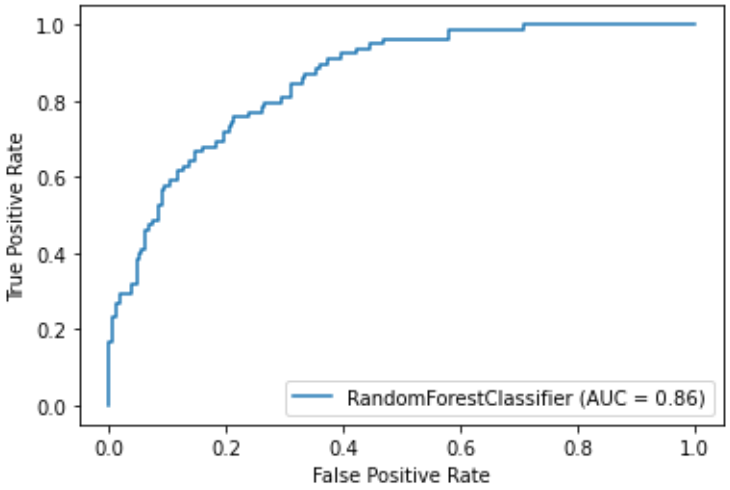
Os resultados gerais do modelo são apresentados na tabela 5, a acurácia é de 0,81 e o *F1-score*, que representa a média harmônica entre a *precision* e o *recall,* é de 0,75.

Tabela 5: Resultados *Random Forest* - UTI

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,75	0,81	0,74	0,75	0,86	0,69

Fonte: Autora

Figura 10: Curva ROC *Random Forest* - UTI

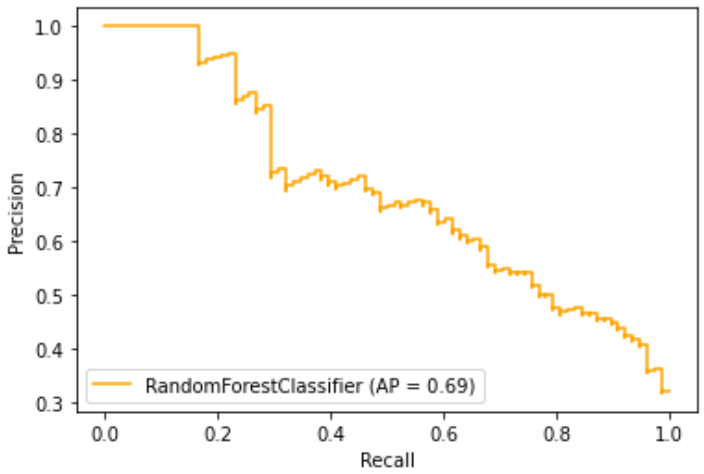


Fonte: Autora

Outra métrica de avaliação de desempenho a ser considerada é a Curva ROC, apresentada na Figura 10, já a área embaixo dela, conhecida como AUC (*Area Under ROC Curve*), também foi calculada, seu valor é 0,86.

A figura 11 representa a *Precision – Recall Curve* do modelo treinado, a qual representa a compensação entre as métricas *precision* e *recall*. Já a métrica *Average Precision* (AP) tem valor de 0,69.

Figura 11: *Precision-Recall Curve Random Forest* - UTI



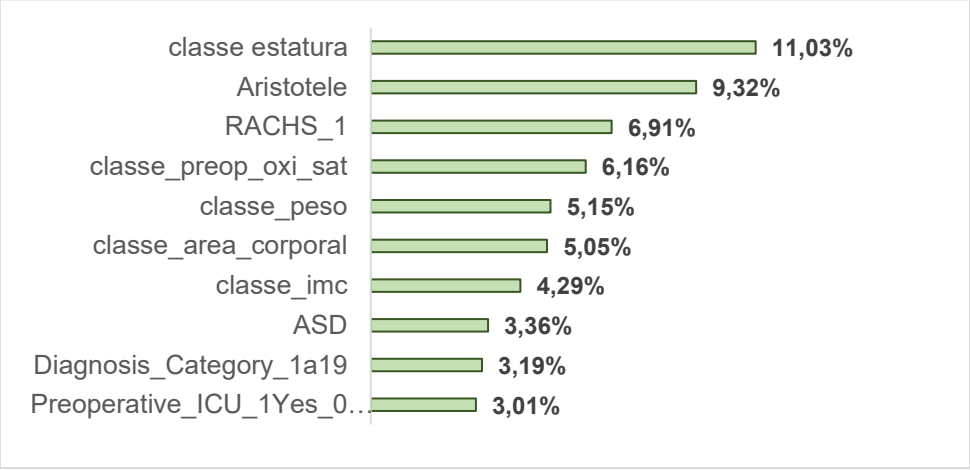
Fonte: Autora

A biblioteca utilizada para treinamento do modelo possui uma função chamada *feature importance*, a partir da qual é possível obter a importância de das variáveis utilizadas para treinamento do modelo na saída. A figura 12 apresenta a importâncias das top 10 variáveis no *Random Forest* na classificação do tempo de ocupação de leitos de UTI e a importância de todas as variáveis utilizadas para treinamento do modelo podem ser encontradas no Apêndice C.

Nota-se que a variável “classe_estatura”, que corresponde à estatura do paciente no momento da cirurgia, é que mais tem influência no resultado final: 11%, seguida do índice “Aristotele” com 9,3%, o índice “RACHS_1” que tem influência de 6,91% e a “classe_preop_oxi_sat”, a saturação do oxigênio do paciente antes da cirurgia com 6,16%.

Variáveis como “RVOT_obstruction”, “Preoperative_diabetes”, “Imperforate_anus” e “reop_mesma_admissao” as quais correspondem respectivamente a: ampliação da via de saída do ventrículo direito, indicação de diabetes antes da cirurgia, indicação de ânus imperfurado e indicação de reoperação na mesma admissão, não têm influência sob o resultado do modelo, como pode-se observar a partir das informações disponíveis no Apêndice C.

Figura 12: Importância das top 10 variáveis *Random Forest*- UTI



Fonte: Autora

4.1.2 *Random Forest* – Enfermaria

Para o modelo *Random Forest* treinado para classificar o tempo de ocupação de leitos de enfermaria, a matriz confusão é apresentada na figura 13. As métricas de avaliação de desempenho foram as mesmas utilizadas para classificação do tempo de ocupação de leitos de UTI: *precision, recall* e *F1-score* para cada uma das classes, apresentadas na tabela 6.

A quantidade de pacientes que ocuparam, de fato, o leito de enfermaria pelo período previsto pelo modelo é apresentada na diagonal principal da matriz confusão. A partir dela, são calculadas as métricas de avaliação de desempenho para a primeira e para segunda classe, as quais estão na tabela 8.

Figura 13: Matriz confusão *Random Forest* - Enfermaria

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	206	47
Acima de 14 dias	28	31

Fonte: Autora

A proporção de pacientes que realmente ocuparam o leito de enfermaria pelo período previsto pelo modelo é representada pela métrica *precision*, a qual tem um valor alto para a classe “até 14 dias”: 0,88, enquanto para a classe “acima de 14 dias”, o seu valor é inferior a metade da outra: 0,40.

Já o *recall,* que representa a taxa de acerto da classe positiva, também tem um valor alto para a primeira classe e baixo para a segunda (0,53).

Devido aos baixos valores das métricas *precision* e *recall* para a segunda classe, o valor da métrica *F1-score* também é baixo, já que ela é uma média harmônica entre as duas primeiras.

Tabela 6: Métricas de performance *Random Forest* - Enfermaria

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,88	0,81	0,85
Acima de 14 dias	0,40	0,53	0,45

Fonte: Autora

Os resultados gerais do modelo são apresentados na tabela 7, a acurácia é de 0,76 e o *F1-score*, que representa a média harmônica entre a *precision* e o *recall,* é de 0,65. Apesar da métrica acurácia ter um valor próximo de 1, deve-se levar em consideração que as métricas para a segunda classe não apresentaram bons resultados.

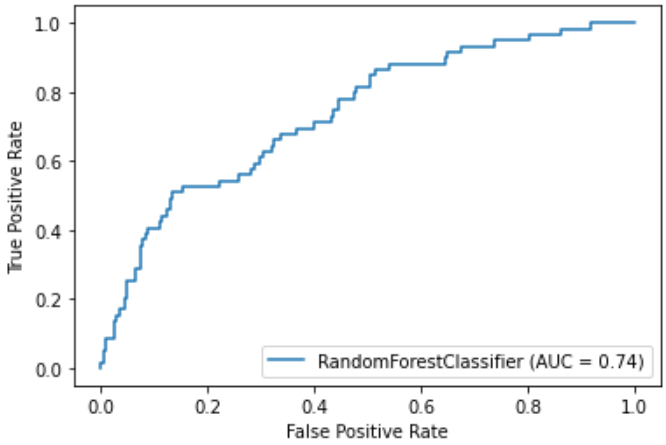
Tabela 7: Resultados *Random Forest* - Enfermaria

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,65	0,76	0,64	0,67	0,74	0,42

Fonte: Autora

Outra métrica de avaliação de desempenho a ser considerada é a Curva ROC, apresentada na Figura 14. A área embaixo dela, conhecida como AUC (*Area Under ROC Curve*) representa a probabilidade de que um exemplo positivo selecionado aleatoriamente seja classificado de forma correta, seu valor é 0,74.

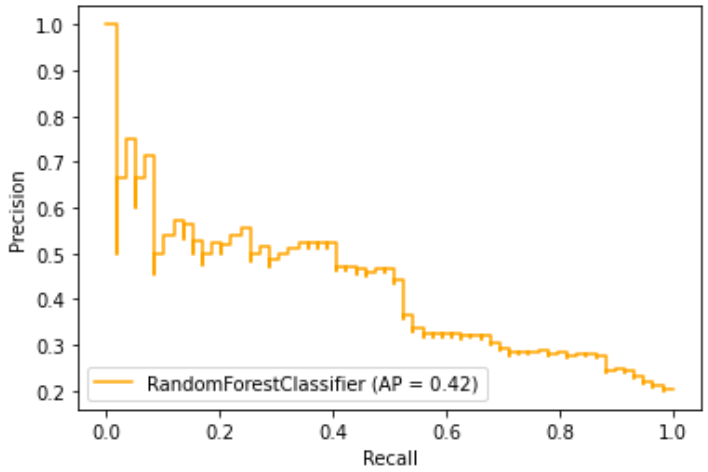
Figura 14: Curva ROC *Random Forest* - Enfermaria



Fonte: Autora

A relação entre a *precision* e o *recall* do modelo é apresentada na figura 15. A área abaixo da curva é a métrica *Average Precision* (AP), a qual tem valor de 0,42.

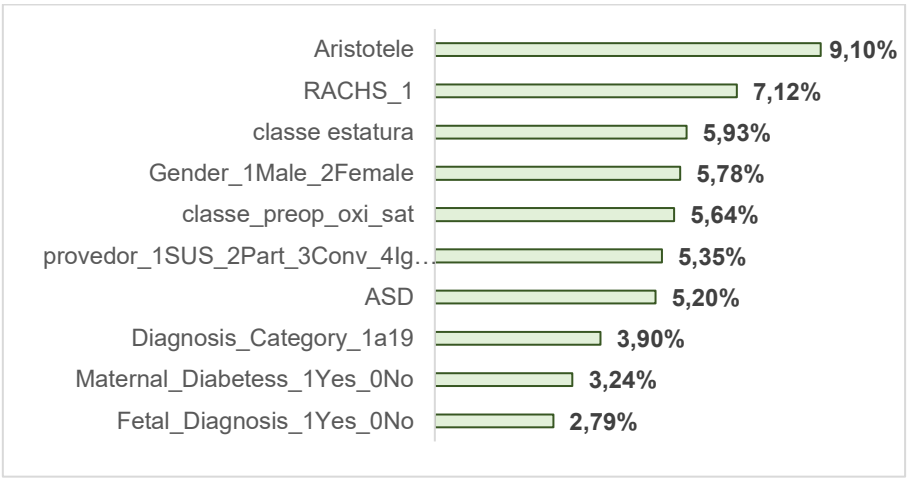
Figura 15: *Precision-Recall Curve Random Forest* - Enfermaria



Fonte: Autora

Assim como para o modelo treinado para classificação de ocupação de leitos de UTI, a importância das variáveis também foi calculada para a classificação de ocupação de leitos de enfermaria. A figura 16 apresenta as importâncias das top 10 variáveis no *Random Forest* e as importâncias de todas as variáveis utilizadas para treinamento do modelo podem ser encontradas no Apêndice C.

Figura 16: Importância das top 10 variáveis *Random Forest* - Enfermaria



Fonte: Autora

A variável que apresenta maior influência na classificação do tempo de ocupação do leito de enfermaria é a “Aristotele”, com importância de 9,1%,

seguida do índice “RACHS_1” com 7,1% e da “estatura” do paciente com 5,9%. Essas três variáveis também são as que têm maior influência no resultado do modelo para classificação do tempo de ocupação do leito de UTI.

Além disso, 22 variáveis não influenciam no tempo de ocupação dos leitos, como, por exemplo: “preoperative_diabetes”, “ECMO_at_surgery”, “Interrupted_aortic_ arch”, “Cor_Triatriatum” e “Preoperative_Tracheostomy”.

4.2 *EXTRA TREES*

Os parâmetros utilizados para treinamento do algoritmo *Extra Trees* são os mesmos utilizados para treinamento do modelo *Random Forest,* só foram alterados seus valores, após a otimização dos mesmos utilizando o método *Grid Search*. Eles são apresentados no apêndice B, sendo que os mesmos parâmetros foram utilizados no treinamento dos modelos para classificar o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI e dos leitos de enfermaria.

4.2.1 *Extra Trees* – UTI

Após o treinamento do modelo, foi feita a validação dele utilizando os dados que foram separados para teste. A matriz confusão obtida a partir do treinamento do *Extra Trees* para classificação de ocupação dos leitos de UTI é apresentada na figura 17 e as métricas de avaliação de desempenho para cada classe são apresentadas na tabela 8.

A quantidade de acertos do modelo é apresentada na diagonal principal da matriz confusão. Assim como o modelo *Random Forest,* o modelo em questão obteve mais verdadeiros positivos na primeira classe, ou seja, acertou mais pacientes que ficaram “até 14 dias” ocupando leitos pós cirúrgicos.

Figura 17: Matriz Confusão *Extra Trees* - UTI

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	201	33
Acima de 14 dias	31	47

Fonte: Autor

A proporção entre os pacientes que realmente ocuparam o leito pelo período que o modelo previu e todos os pacientes que o modelo previu que ficariam pelo mesmo período, dada como *precision*, tem seu valor mais alto para a primeira classe (“até 14 dias”): 0,87, já a taxa de acerto da classe positiva (*recall*) para o mesmo período é de 0,86.

Para a segunda classe (“acima de 14 dias”), o valor do *recall* é de 0,60 e o valor da *precision* é próximo: 0,59. A média harmônica entre as métricas *precision* e *recall*, conhecida como *F1-score* tem valor de 0,86 e de 0,59 para a primeira e segunda classe, respectivamente.

O resultado geral do modelo pode ser observado na tabela 9. A acurácia do modelo é de aproximadamente 0,79 e a taxa de acerto da classe positiva é de 0,73.

Tabela 8: Métricas de performance *Extra Trees* - UTI

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,87	0,86	0,86
Acima de 14 dias	0,59	0,60	0,59

Fonte: Autora

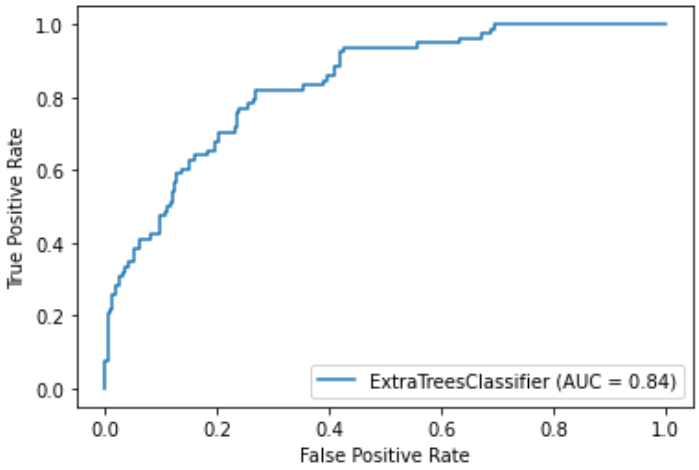
Tabela 9: Resultados *Extra Trees* - UTI

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,73	0,79	0,73	0,73	0,84	0,45

Fonte: Autora

Outra métrica de avaliação de desempenho é a Curva ROC, a qual é apresentada na figura 18. A área embaixo da curva (AUC) também tem valor de 0,84.

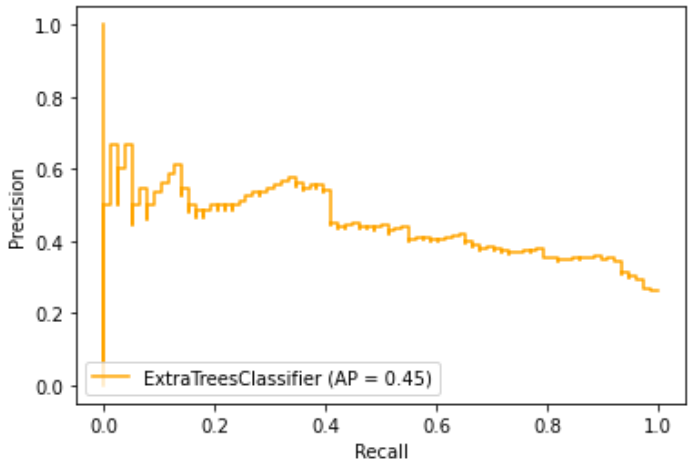
Figura 18: Curva ROC *Extra Trees* - UTI



Fonte: Autora

A figura 19 apresenta a relação entre a *precision* e o *recall* para o modelo treinado, onde pode-se notar que à medida que a taxa de acertos da classe positiva aumenta (*recall*), a *precision* reduz, mas não alcança o valor 0, como no *Random Forest*. A métrica *Average Precision* tem valor de 0,45.

Figura 19: *Precision* versus *Recall Extra Trees* - UTI

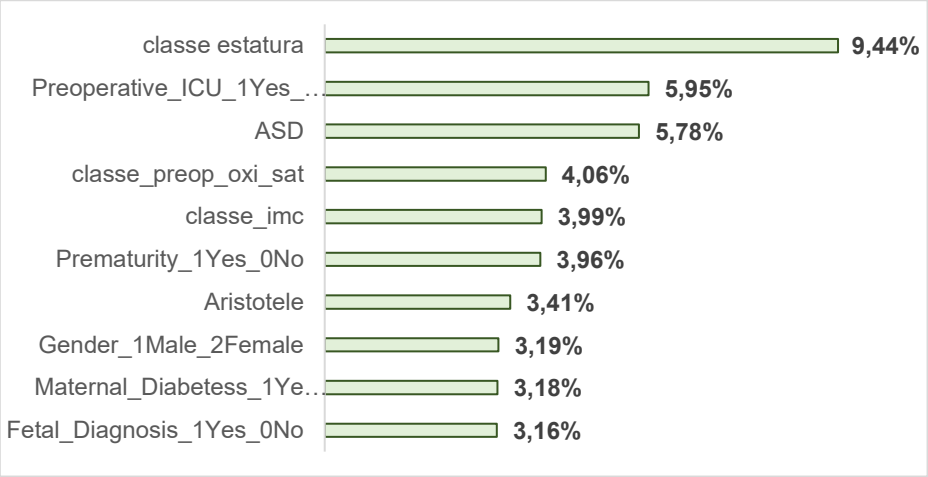


Fonte: Autora

As importâncias das top 10 variáveis utilizadas para treinamento do modelo na variável resposta, tempo de ocupação de leitos de UTI, é apresentada na figura 20. Assim como para o modelo *Random Forest*, a variável que representa a estatura do paciente tem a maior influência na saída (9,44%),

seguida da variável que indica se o paciente esteve na UTI antes da cirurgia (5,95%).

Figura 20: Importância das top 10 variáveis *Extra Trees* - UTI



Fonte: Autora

As importâncias de cada uma das 104 variáveis utilizadas são apresentadas no apêndice C, a partir do qual é possível notar que as variáveis “Aortic_aneurysm”, “reop_mesma_admissao_adm1” e “Tracheoesophageal_fistula” não têm influência na saída do modelo.

4.2.2 *Extra Trees* – Enfermaria

A validação do modelo treinado para classificar o tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos de enfermaria foi feita a partir dos dados selecionados para teste e a matriz confusão obtida é apresentada na figura 21, já as métricas de avaliação de desempenho estão na tabela 10.

A quantidade de acertos do modelo é apresentada na diagonal principal da matriz confusão. Assim como o modelo *Random Forest,* o modelo em questão obteve mais verdadeiros positivos na primeira classe, ou seja, acertou mais pacientes que ficaram “até 14 dias” ocupando leitos pós cirúrgicos de enfermaria. E ao mesmo tempo, nota-se o desbalanceamento da base de dados, visto que o tamanho da amostra de dados da segunda classe disponíveis para validação do modelo tem 23% da quantidade de dados da primeira classe.

Figura 21: Matriz confusão *Extra Trees* - Enfermaria

	Até 14 dias	Acima de 14 dias
Até 14 dias	221	32
Acima de 14 dias	35	24

Fonte: Autora

A taxa de acerto da classe positiva (*recall*) da primeira classe tem valor de 0,87, enquanto para a segunda classe, seu valor é 0,41. Quanto a *precision* do modelo, a qual representa a proporção entre os pacientes que realmente ocuparam o leito pelo período que o modelo previu e todos os pacientes que o modelo previu que ficariam pelo mesmo período tem seu valor mais alto para a primeira classe ("até 14 dias"): 0,86, que é o dobro do valor para a segunda classe: 0,43. A métrica *F1-score,* média harmônica entre as duas outras métricas, tem valor de 0,87 e de 0,42 para a primeira e segunda classe, respectivamente.

O resultado geral do modelo pode ser observado na tabela 11. A acurácia do modelo é de aproximadamente 0,78 e a *precision* é de 0,64, um consideravelmente baixo, que ocorre em decorrência da grande quantidade de falsos positivos na segunda classe.

Tabela 10: Métricas de performance *Extra Trees* - Enfermaria

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,86	0,87	0,87
Acima de 14 dias	0,43	0,41	0,42

Fonte: Autora

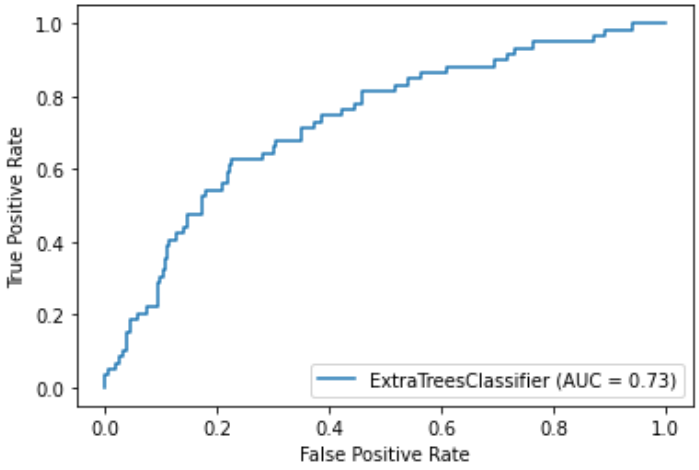
Tabela 11: Resultados *Extra Trees* - Enfermaria

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,62	0,78	0,64	0,64	0,73	0,39

Fonte: Autora

A curva ROC do modelo treinado é apresentada na figura 22 e a área em abaixo da mesma, denominada *Area Under Curve* (AUC) tem valor de 0,73.

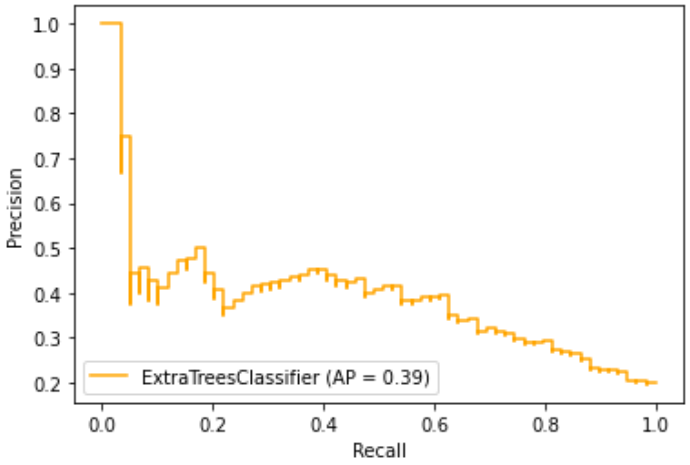
Figura 22: Curva ROC *Extra Trees* – Enfermaria



Fonte: Autora

A métrica *Average Precision* tem valor de 0,39, ela é o tamanho da área embaixo da curva de relação entre as métricas *precision* e *recall*, apresentada na figura 23.

Figura 23: *Precision* versus *Recall Extra Trees* - Enfermaria

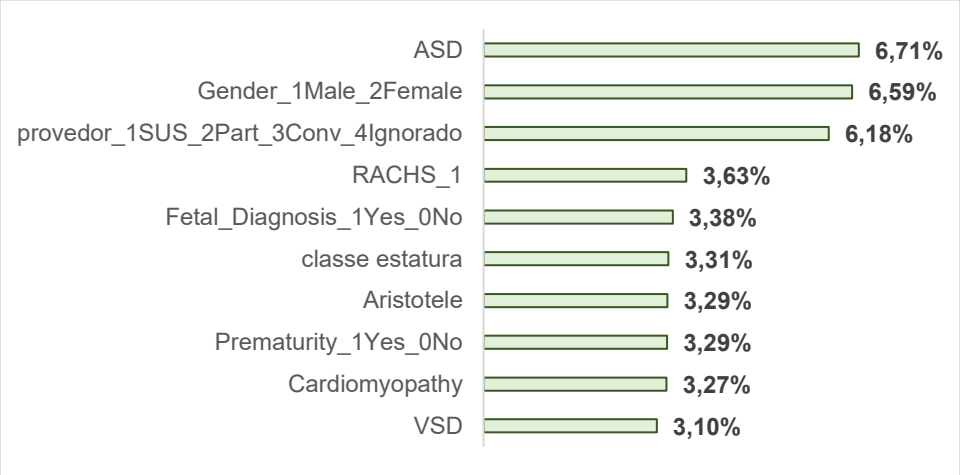


Fonte: Autora

A figura 24 apresenta as importâncias das top 10 variáveis que influenciam na saída do modelo. Diferentemente do ocorrido no treinamento do modelo *Random Forest*, as variáveis são diferentes para o modelo treinado para classificar o tempo de ocupação de leitos de UTI e de enfermaria.

As variáveis que mais influenciam na saída do modelo são: ASD (6,71%), o gênero do paciente (6,59%) e a indicação da origem do atendimento dele (6,18%), se é público (SUS), particular, convênio ou se foi ignorado.

Figura 24: Importância das top 10 variáveis *Extra Trees* - UTI



Fonte: Autora

As importâncias das variáveis utilizadas no treinamento do modelo estão no apêndice C. Nota-se que 95% da influência na saída do modelo corresponde a 47 variáveis. Além disso, variáveis como: “Preoperative_diabetes”, “Imperforate_anus”, “ECMO_at_surgery”, “Preoperative_Tracheostomy”, “reop_mesma_admissao_adm1” não têm influência na saída do modelo.

4.3 *ADABOOST CLASSIFIER*

O algoritmo de *Ensemble Adaboost Classifier* foi treinado com os parâmetros descritos no apêndice B e suas definições também são apresentadas. Os mesmos parâmetros foram utilizados no treinamento dos modelos para classificar o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI e dos leitos de enfermaria.

4.3.1 *Adaboost Classifier* – UTI

A matriz confusão resultante do treinamento do modelo *AdaBoost Classifier* para classificar o tempo de ocupação de leitos de UTI pós cirúrgicos é apresentada na figura 25. A primeira classe, que representa o período “até 14 dias” que os pacientes ocuparam os leitos pós cirúrgicos, apresentou 205 verdadeiros positivos e a segunda classe teve 45 VPs.

Figura 25: Matriz confusão *Adaboost* - UTI

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	203	31
Acima de 14 dias	34	44

Fonte: Autora

As métricas de desempenho calculadas a partir da matriz confusão são apresentadas na tabela 12. A maior taxa de acertos da classe positiva, o *recall*, está na primeira classe, “até 14 dias”, com valor de 0,87. Em contrapartida, a segunda classe, “acima de 14 dias”, tem valor de 0,56 para mesma métrica.

A métrica *precision*, que é proporção de exemplos positivos classificados corretamente entre todos aqueles preditos como positivos pelo modelo, tem seu maior valor também na primeira classe (0,86) e 0,59 para a classe “acima de 14 dias”.

Tabela 12: Métricas de performance *Adaboost Classifier* - UTI

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,86	0,87	0,86
Acima de 14 dias	0,59	0,56	0,58

Fonte: Autora

Os resultados gerais do modelo treinado são dados na tabela 13. A acurácia do modelo é de 0,72 e a taxa de acertos da classe positiva é de 0,72 enquanto a taxa de acerto da classe negativa tem valor igual.

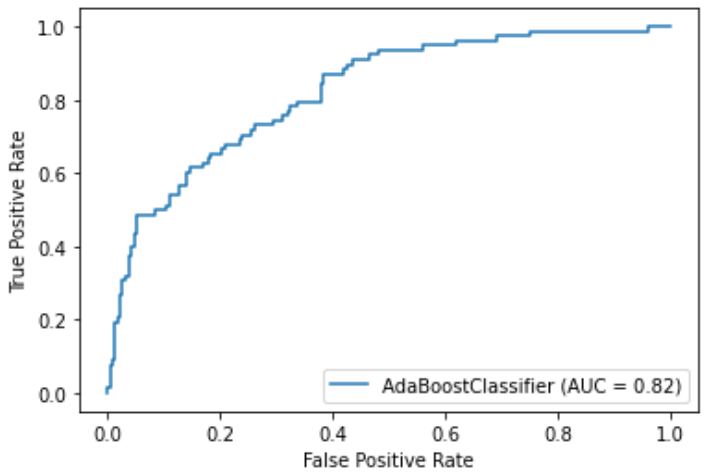
Tabela 13: Resultados *Adaboost Classifier* - UTI

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,72	0,72	0,72	0,72	0,82	0,52

Fonte: Autora

Outra métrica a ser considerada na avaliação do desempenho do modelo é a curva ROC, a área abaixo da mesma é conhecida como AUC (*Area Under ROC Curve*), que representa a probabilidade de um exemplo positivo selecionado aleatoriamente seja classificado de forma correta. O valor de tal área é de 0,82, conforme apresentado na figura 26.

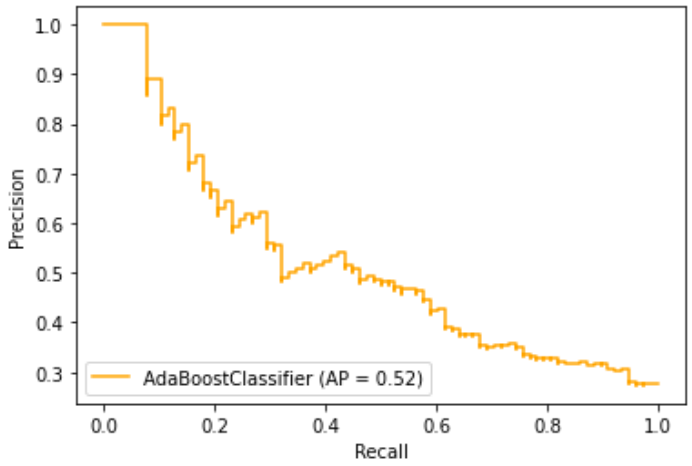
Figura 26: Curva ROC *Adaboost Classifier* - UTI



Fonte: Autora

A relação entre as métricas *precision* e o *recall* é apresentada na figura 27. A área abaixo da curva, *Average Precision* (AP) tem valor de 0,52.

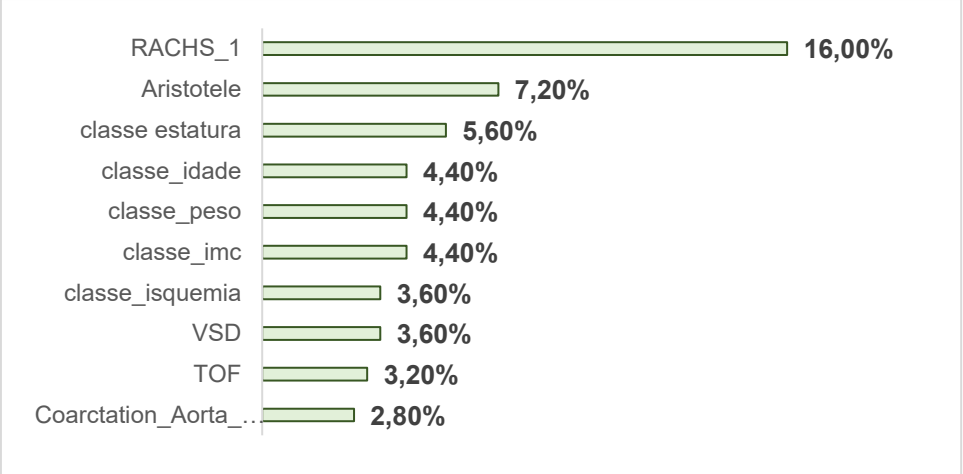
Figura 27: *Precision* versus *Recall Adaboost Classifier* - UTI



Fonte: Autora

A figura 28 apresenta as importâncias das top 10 variáveis que influenciam na classificação do tempo de ocupação dos leitos de UTI pós cirúrgicos. Já apresenta as importâncias de todas as variáveis utilizadas no treinamento do presente modelo são apresentadas no Apêndice C, sendo possível notar que diversas várias não têm influência sob a saída do modelo, ou seja, podem ser desconsideradas em um novo treinamento.

Figura 28: Importância das top 10 variáveis *Adaboost Classifier* - UTI



Fonte: Autora

4.3.2 *Adaboost Classifier* – Enfermaria

A validação do modelo treinado para classificar o tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos de enfermaria foi feita a partir dos dados selecionados para teste e a matriz confusão obtida é apresentada na figura 29 e as métricas de avaliação de desempenho estão na tabela 14.

A quantidade de acertos do modelo é apresentada na diagonal principal da matriz confusão. O modelo em questão obteve mais verdadeiros positivos na primeira classe, ou seja, acertou mais pacientes que ficaram “até 14 dias” ocupando leitos pós cirúrgicos de enfermaria. Ao mesmo tempo, nota-se o desbalanceamento da base de dados, visto que o tamanho da amostra de dados da segunda classe disponíveis para validação do modelo tem 23% da quantidade de dados da primeira classe e é por isso que a quantidade de VPs para ela é inferior.

Figura 29: Matriz confusão *Adaboost Classifier* - Enfermaria

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	194	59
Acima de 14 dias	27	32

Fonte: Autora

Tabela 14: Métricas de performance *Adaboost Classifier* - Enfermaria

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,88	0,77	0,82
Acima de 14 dias	0,35	0,54	0,43

Fonte: Autora

Os resultados gerais do modelo são apresentados na tabela 15. A acurácia é de 0,72 e a *precision* tem valor de 0,61, devido ao baixo valor dela na classe que representa os pacientes que ocuparam os leitos de enfermaria por mais de 14 dias.

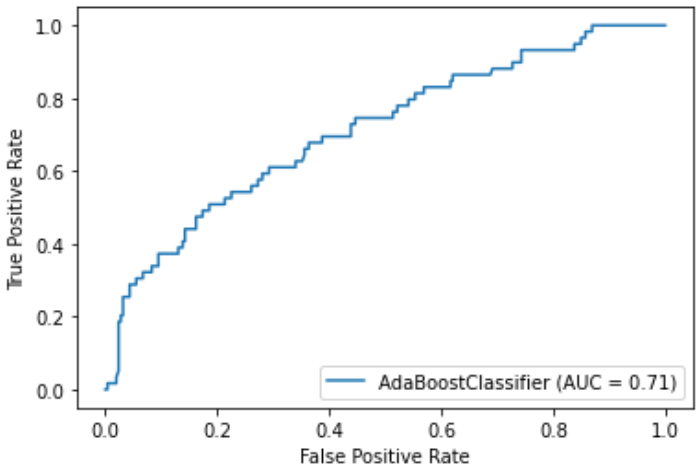
Tabela 15: Resultados *Adaboost Classifier* - Enfermaria

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,62	0,72	0,61	0,65	0,71	0,39

Fonte: Autora

A Curva ROC também foi utilizada para avaliação do desempenho do presente modelo, ela está representada na figura 30, bem como a AUC (*Area Under Curve*), a qual tem valor de 0,71.

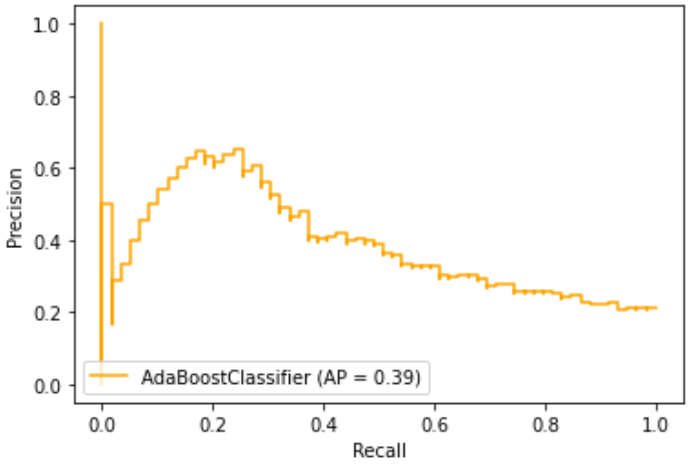
Figura 30: Curva ROC *Adaboost Classifier* - Enfermaria



Fonte: Autora

A relação entre as métricas precision e recall do presente modelo é apresentada na figura 31, onde pode-se notar que a medida que a taxa de acertos da classe positiva aumenta (*recall*), a *precision* reduz, mas não alcança o valor 0, como ocorre no modelo *Adaboost* treinado para o tempo de ocupação dos leitos de UTI.

Figura 31: *Precision* versus *Recall Adaboost Classifier* - Enfermaria



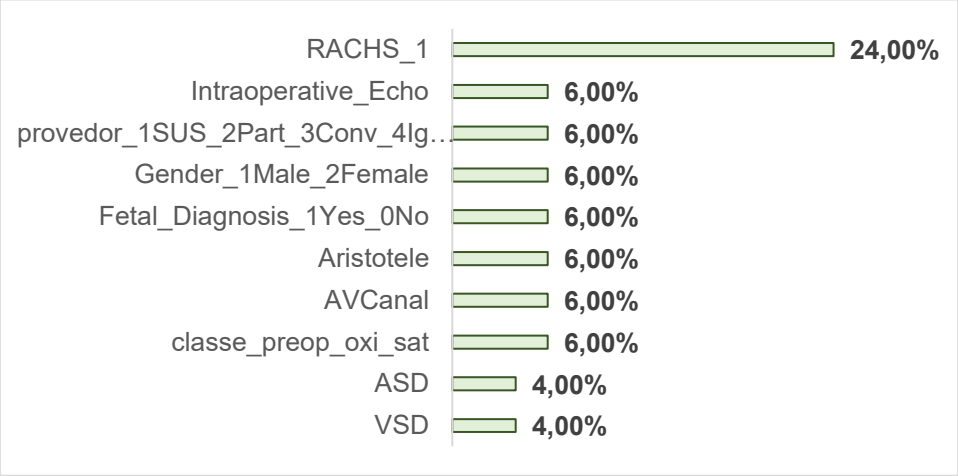
Fonte: Autora

As importâncias das top 10 variáveis que têm maior influência no resultado do modelo são apresentadas na figura 32. Nota-se que a variável que representa o índice ‘RACH’ tem um percentual de influência bem destacado com relação as

outras variáveis: 24% contra 6% do segunda variável que mais influencia no resultado.

Quanto as outras variáveis utilizadas para treinamento do modelo, suas importâncias estão contidas no apêndice C, é importante destacar que a soma das importâncias 20 primeiras variáveis já representam 100%.

Figura 32: Importância das top 10 variáveis *Adaboost Classifier*- Enfermaria



Fonte: Autora

4.4 *GRADIENT BOOSTING CLASSIFIER*

O algoritmo de *Ensemble Gradient Boosting Classifier* foi treinado com os parâmetros descritos no apêndice B, onde suas definições também são apresentadas. Os mesmos parâmetros foram utilizados no treinamento dos modelos para classificar o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI e dos leitos de enfermaria.

4.4.1 *Gradient Boosting Classifier* – UTI

Os resultados obtidos a partir do treinamento do modelo para classificação do tempo de ocupação de leitos de UTI pós cirúrgicos são apresentados na figura 33, a qual representa a matriz confusão. A classe que representa o período “até 14 dias” que os pacientes ocuparam o leito, obteve a

maior taxa de acertos. Enquanto a segunda classe, que representa o período “acima de 14 dias”.

Figura 33: Matriz confusão *Gradient Boosting Classifier* - UTI

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	208	26
Acima de 14 dias	34	44

Fonte: Autora

A tabela 16 apresenta as métricas de desempenho calculadas a partir da matriz confusão do modelo. A *precision*, que representa a proporção entre os pacientes que realmente ocuparam o leito pelo período que o modelo previu e todos os pacientes que o modelo previu que ficariam pelo mesmo período, tem seu valor mais alto para a primeira classe (“até 14 dias”): 0,86 contra 0,63.

Já o *recall*, que representa a taxa de acerto da classe positiva, de todos os pacientes que ficaram determinado período no leito, é a fração que o modelo previu corretamente. Para a primeira classe (“até 14 dias”), o valor da métrica é 0,89, enquanto para a segunda (“acima de 14 dias”) 0,56.

Tabela 16: Métricas de performance *Gradient Boosting Classifier* - UTI

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,86	0,89	0,87
Acima de 14 dias	0,63	0,56	0,59

Fonte: Autora

A avaliação do desempenho geral do modelo está na tabela 17. A acurácia, que é a taxa de acerto do modelo tem valor de 0,81, enquanto a métrica *F1-score*, que é calculada a partir da média harmônica entre *recall* e *precision* tem valor de 0,73.

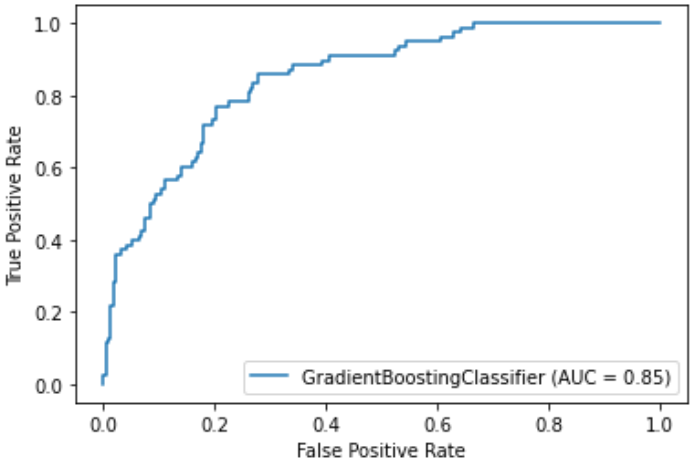
Tabela 17: Resultados *Gradient Boosting Classifier* - UTI

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,73	0,81	0,74	0,72	0,85	0,47

Fonte: Autora

A Curva ROC é apresentada na figura 34, bem como a área embaixo da mesma, a qual tem valor de 0,85.

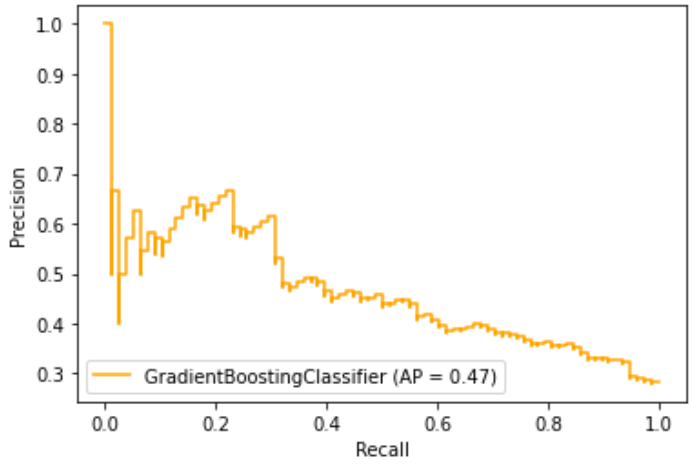
Figura 34: Curva ROC *Gradient Boosting Classifier* - UTI



Fonte: Autora

A relação entre a *precision* e o *recall* é apresentada na figura 35. A área abaixo da curva é a métrica *Average Precision* (AP), a qual tem valor de 0,47.

Figura 35: *Precision* versus *Recall Gradient Boosting Classifier* - UTI

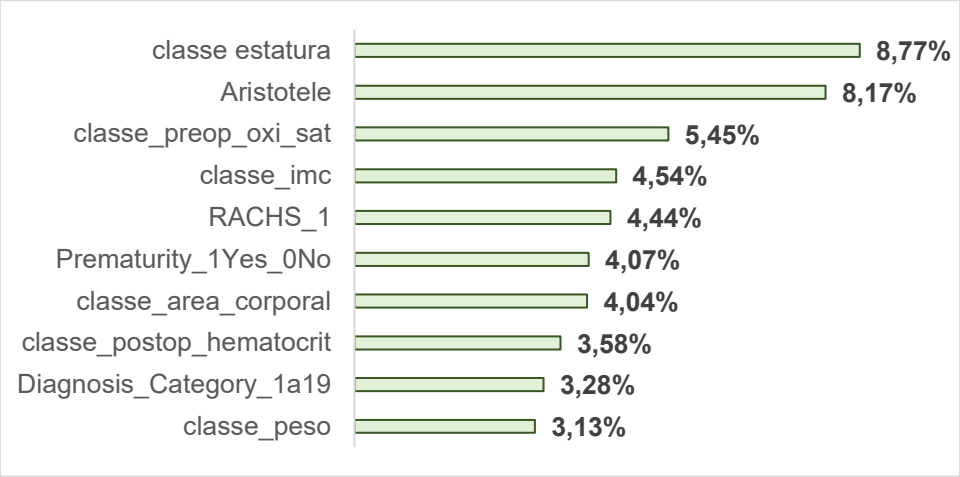


Fonte: Autora

A figura 36 contempla as top 10 variáveis e a importância delas na classificação do tempo de ocupação de leitos de UTI pós cirúrgicos. Assim como nos modelos *Random Forest* e *Extra Trees*, a estatura do paciente, o índice Aristotele e o RACHS_1 se destacam, com importâncias: 8,77%, 8,17% e 4,44% respectivamente.

Já as importâncias de todas as variáveis utilizadas no treinamento são apresentadas no apêndice C. Nota-se que variáveis como “Preoperative_diabetes”, “Imperforate_anus” e “reop_mesma_admissao” as quais correspondem respectivamente a: indicação de diabetes antes da cirurgia, indicação de ânus imperfurado e indicação de reoperação na mesma admissão, não têm influência sob o resultado do modelo.

Figura 36: Importância das top 10 variáveis *Gradient Boosting Classifier* - UTI



Fonte: Autora

4.4.2 *Gradient Boosting Classifier* – Enfermaria

A matriz confusão resultante do treinamento do modelo *Gradient Boosting Classifier* para classificar o tempo de ocupação de leitos de enfermaria pós cirúrgicos é apresentada na figura 37. A quantidade de pacientes que ocuparam, de fato, o leito de enfermaria pelo período previsto pelo modelo é apresentada na diagonal principal da matriz confusão. A partir dela, são calculadas as métricas de avaliação de desempenho (*precision, recall* e *F1-score*) para a primeira e para segunda classe, as quais estão na tabela 18.

Figura 37: Matriz confusão *Gradient Boosting Classifier* - Enfermaria

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	233	20
Acima de 14 dias	35	24

Fonte: Autora

Para a classe que representa os pacientes que ocuparam os leitos por até 14 dias, o valor da taxa de acertos da classe positiva (*recall*) é de 0,92 contra 0,41 da classe que representa pacientes que ocuparam os leitos por mais de 14 dias. O valor da *precision* também é bastante diferente para as classes: a primeira tem valor de 0,87 e a segunda, 0,57.

Tabela 18: Métricas de performance *Gradient Boosting Classifier* - Enfermaria

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,87	0,92	0,89
Acima de 14 dias	0,55	0,41	0,47

Fonte: Autora

As métricas de desempenho geral do modelo são apresentadas na tabela 19. A fração os pacientes que o modelo previu corretamente o tempo de ocupação dos leitos tem valor de 0,66, devido a discrepância entre os valores de tal métrica para a primeira e a segunda classe. A taxa de acerto do modelo é de 0,72 e a média harmônica entre a *precision* e o *recall* tem valor de 0,68.

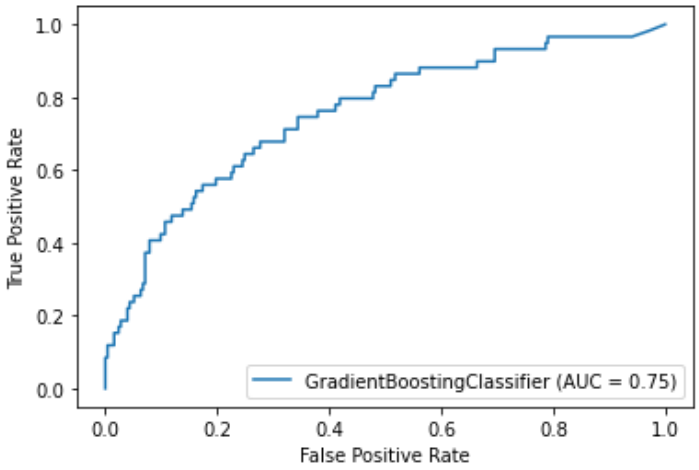
Tabela 19: Resultados *Gradient Boosting Classifier* - Enfermaria

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,68	0,82	0,71	0,66	0,75	0,48

Fonte: Autora

Outra métrica de avaliação de desempenho a ser considerada é a Curva ROC, apresentada na Figura 38, já a área embaixo dela, conhecida como AUC (*Area Under ROC Curve*), também foi calculada, seu valor é 0,75.

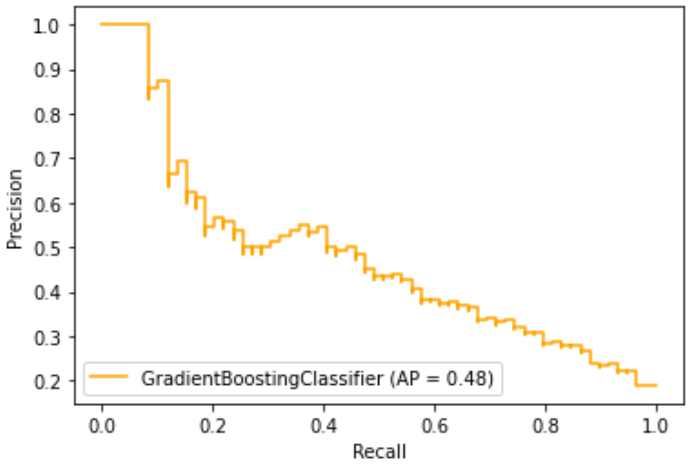
Figura 38: Curva ROC *Gradient Boosting Classifier* - Enfermaria



Fonte: Autora

A *Precision – Recall Curve* do modelo treinado, contida na figura 39, representa a compensação entre as métricas *precision* e *recall*. Já a métrica *Average Precision* (AP), que é a área embaixo da curva, tem valor de 0,48.

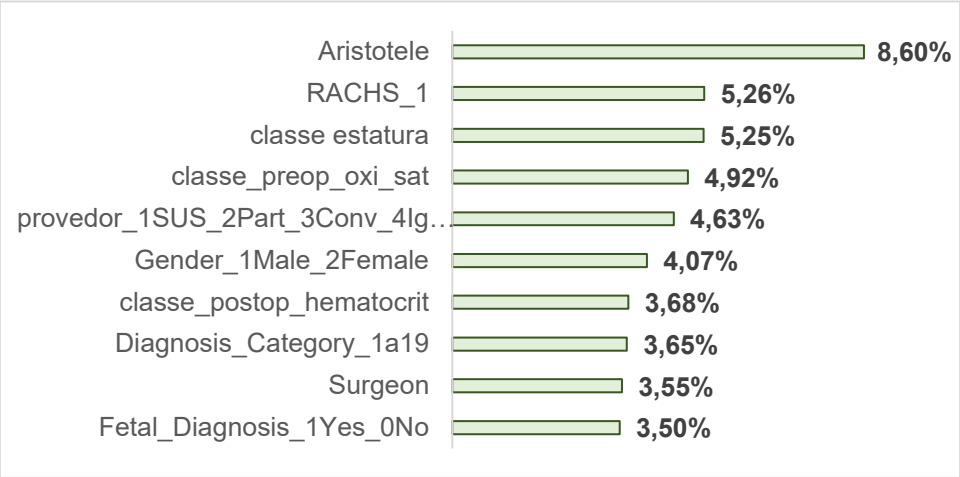
Figura 39: *Precision* versus *Recall Gradient Boosting Classifier* - Enfermaria



Fonte: Autora

As importâncias das top 10 variáveis que mais influenciam no resultado do modelo são apresentadas na figura 40. Os índices Aristotele e RACHS apresentam as maiores influenciam: 8,60% e 5,26%, respectivamente e são seguidas da estatura do paciente e da saturação do oxigênio antes da cirurgia.

Figura 40: Importância das top 10 variáveis *Gradient Boosting Classifier* - Enfermaria



Fonte: Autora

Quanto as importâncias das outras 94 variáveis utilizadas no treinamento dos modelos, elas são apresentadas no apêndice C. A partir do qual, nota-se que variáveis como “RVOT_obstruction” “Preoperative_diabetes”, as quais correspondem respectivamente a: ampliação da via de saída do ventrículo direito, indicação de diabetes antes da cirurgia, não têm influência sob o resultado do modelo. Além disso, 47 variáveis representam, juntas, 95% da influência no resultado do modelo.

4.5 *SUPPORT VECTOR MACHINE*

O modelo *Support Vector Machine* foi treinado com os parâmetros descritos no apêndice B, onde suas definições também são apresentadas. Os mesmos parâmetros foram utilizados no treinamento dos modelos para classificar o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI e dos leitos de enfermaria.

4.5.1 *Support Vector Machine* – UTI

Após o treinamento do modelo, foi feita a validação dele utilizando os dados que foram separados para teste. A matriz confusão obtida a partir do treinamento do *Support Vector Machine* para classificação de ocupação dos

leitos de UTI é apresentada na figura 41 e as métricas de avaliação de desempenho para cada classe são apresentadas na tabela 20.

A quantidade de acertos do modelo é apresentada na diagonal principal da matriz confusão. O modelo em questão obteve mais verdadeiros positivos na primeira classe, ou seja, acertou mais pacientes que ficaram “até 14 dias” ocupando leitos pós cirúrgicos.

Figura 41: Matriz confusão *Support Vector Machine* - UTI

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	217	17
Acima de 14 dias	55	23

Fonte: Autora

A proporção entre os pacientes que realmente ocuparam o leito pelo período que o modelo previu e todos os pacientes que o modelo previu que ficariam pelo mesmo período, dada como *precision*, tem seu valor mais alto para a primeira classe (“até 14 dias”): 0,80, já a taxa de acerto da classe positiva (*recall*) para o mesmo período é de 0,93.

Para a segunda classe (“acima de 14 dias”), o valor do *recall* é de 0,29 e o valor da *precision* é quase o dobro: 0,57. A média harmônica entre as métricas *precision* e *recall*, conhecida como *F1-score* tem valor de 0,86 e de 0,39 para a primeira e segunda classe, respectivamente.

A acurácia do modelo é de aproximadamente 0,62 e a taxa de acerto da classe positiva é de 0,61, conforme apresentado na tabela 21, a qual contempla os resultados de todas as métricas de desempenho utilizadas para avaliar o modelo.

Tabela 20: Métricas de performance *Support Vector Machine* - UTI

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,80	0,93	0,86
Acima de 14 dias	0,57	0,29	0,39

Fonte: Autora

Tabela 21: Resultados *Support Vector Machine* - UTI

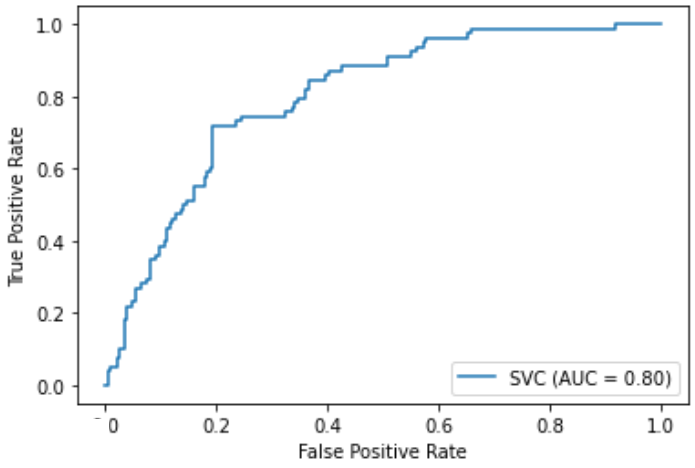
F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,62	0,77	0,69	0,61	0,80	0,39

Fonte: Autora

A Curva ROC, apresentada na Figura 42 também é utilizada para avaliar o desempenho do modelo. A área embaixo dela, conhecida como AUC (*Area Under ROC Curve*) representa a probabilidade de que um exemplo positivo selecionado aleatoriamente seja classificado de forma correta e seu valor é 0,80.

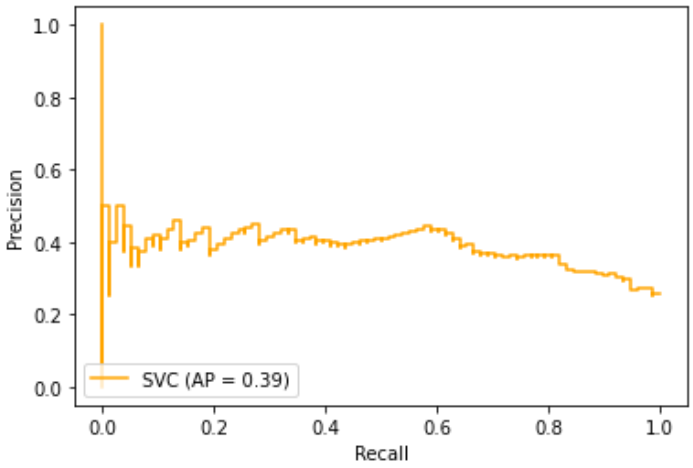
Para avaliar o modelo também é considerada a relação entre as métricas *precision* e *recall*, na figura 43, a área abaixo da "*Precision* x *Recall Curve*" é a *Average Precision* (AP), a qual tem valor de 0,39.

Figura 42: Curva ROC *Support Vector Machine* - UTI



Fonte: Autora

Figura 43: *Precision* versus *Recall Support Vector Machine* - UTI



Fonte: Autora

4.5.2 *Support Vector Machine* – Enfermaria

A matriz confusão resultante do treinamento do modelo *Support Vector Machine* para classificar o tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos de enfermaria é apresentada na figura 44. A primeira classe, que representa o período “até 14 dias” que os pacientes ocuparam os leitos pós cirúrgicos, apresentou 238 verdadeiros positivos e a segunda classe teve apenas 6 VPs.

As métricas de desempenho calculadas a partir da matriz confusão são apresentadas na tabela 22. O *recall*, taxa de acertos da classe positiva, tem seu maior valor para a primeira classe (“até 14 dias”): valor de 0,82. Em contrapartida, a segunda classe, “acima de 14 dias”, tem valor de 0,56 para mesma métrica.

A métrica *precision*, que é proporção de exemplos positivos classificados corretamente entre todos aqueles preditos como positivos pelo modelo, tem seu maior valor também na primeira classe (0,86) e 0,59 para a classe “acima de 14 dias”.

Figura 44: Matriz confusão *Support Vector Machine* - Enfermaria

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	238	15
Acima de 14 dias	53	6

Fonte: Autora

Tabela 22: Métricas de performance *Support Vector Machine* - Enfermaria

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,82	0,94	0,87
Acima de 14 dias	0,29	0,10	0,15

Fonte: Autora

Os resultados gerais do desempenho do modelo são apresentados na tabela 23. A métrica *precision*, que é proporção de exemplos positivos classificados corretamente entre todos aqueles preditos como positivos pelo modelo, tem valor de 0,55 e o *recall*: 0,52, o que ocorre devido a baixa quantidade de acertos para os pacientes que ocuparam leitos por um período maior que 14 dias.

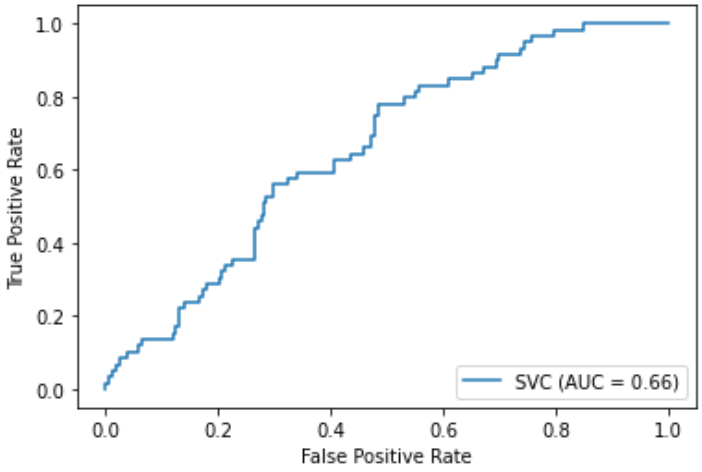
Tabela 23: Resultados *Support Vector Machine* - Enfermaria

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,51	0,78	0,55	0,52	0,66	0,30

Fonte: Autora

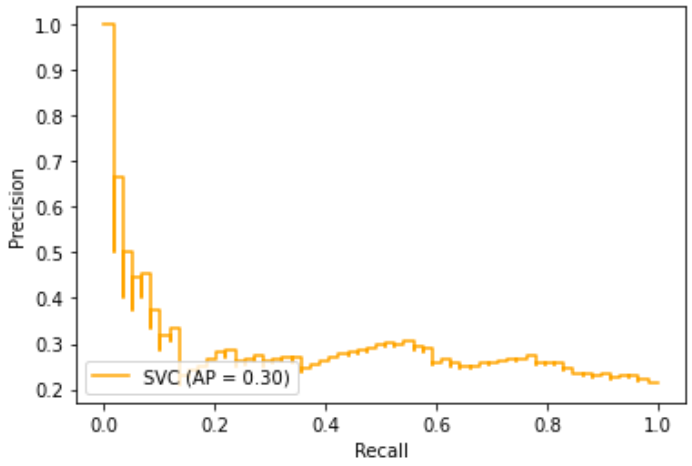
A AUC (*Area Under ROC Curve*), obtida a partir da curva ROC, representa a probabilidade de um exemplo positivo selecionado aleatoriamente seja classificado de forma correta. O valor de tal área é de 0,66, conforme apresentado na figura 45.

Figura 45: Curva ROC *Support Vector Machine* - Enfermaria



A relação entre as métricas *precision* e *recall* do presente modelo é apresentada na figura 46, a partir da qual foi calculada a *Average Precision,* que tem valor de 0,30 para o modelo em questão.

Figura 46: *Precision* versus *Recall Support Vector Machine* - Enfermaria



Fonte: Autora

4.6 *MULTILAYER PERCEPTRON*

Para treinamento da rede neural *Multilayer Perceptron* com o algoritmo *Backpropagation* foram utilizados os parâmetros descritos no apêndice B, onde suas definições também são apresentadas. Os mesmos parâmetros foram utilizados no treinamento dos modelos para classificar o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI e dos leitos de enfermaria.

4.6.1 *Multilayer Perceptron* – UTI

O treinamento da rede neural *Multilayer Perceptron* com o algoritmo *Backpropagation* para classificar o tempo de ocupação dos leitos de UTI pós cirúrgicos teve como saída a matriz confusão apresentada na figura 47. A diagonal principal representa a quantidade de pacientes que o modelo previu que ocupariam o leito pelo período que realmente ocuparam. A quantidade de acertos foi maior para a primeira classe: 197 e 39 para a segunda classe, porém deve-se considerar que a quantidade de amostras para validação da segunda classe é inferior a quantidade da primeira classe.

Figura 47: Matriz confusão *Multilayer Perceptron* - UTI

	Até 14 dias	Acima de 14 dias
Até 14 dias	197	37
Acima de 14 dias	39	39

Fonte: Autora

As métricas de desempenho calculadas a partir da matriz confusão estão contidas na tabela 24. A *precision* e o *recall* para a primeira classe (“até 14 dias”) apresentam valores altos: 0,83 e 0,84, respectivamente. Enquanto para a segunda classe, seus valores são: 0,51 e 0,50.

Tabela 24: Métricas de performance *Multilayer Perceptron* - UTI

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,83	0,84	0,84
Acima de 14 dias	0,51	0,50	0,51

Fonte: Autora

Os resultados gerais da avaliação do desempenho do modelo são apresentados na tabela 25. A acurácia do modelo tem valor de 0,76 e a média harmônica entre as métricas *precision* e *recall* tem valor de 0,67.

Tabela 25: Resultados *Multilayer Perceptron* - UTI

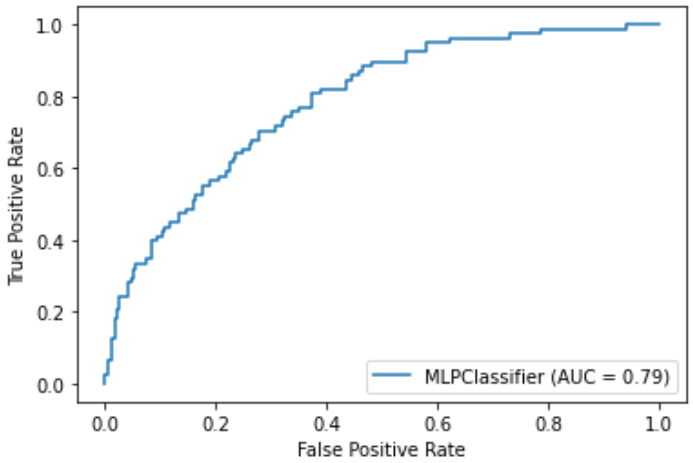
F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,67	0,76	0,67	0,67	0,79	0,56

Fonte: Autora

A AUC (*Area Under ROC Curve*), obtida a partir da curva ROC (figura 48), representa a probabilidade de um exemplo positivo selecionado aleatoriamente seja classificado de forma correta e seu valor para o modelo em questão é de 0,79.

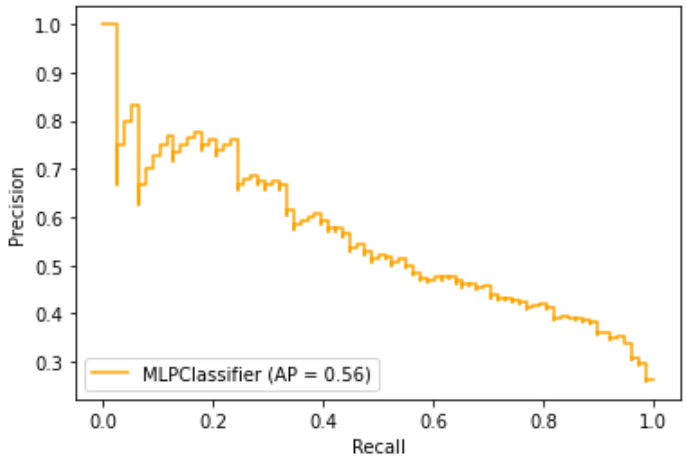
A relação entre a *precision* e o *recall* é apresentada na figura 49, a área abaixo dessa curva é a métrica *Average Precision* (AP) e tem valor de 0,56.

Figura 48: Curva ROC *Multilayer Perceptron* - UTI



Fonte: Autora

Figura 49: *Precision* versus *Recall Multilayer Perceptron* - UTI



Fonte: Autora

4.6.2 *Multilayer Perceptron* – Enfermaria

Os resultados obtidos a partir do treinamento do modelo para classificação do tempo de ocupação de leitos de enfermaria pós cirúrgicos são apresentados na figura 50, a qual representa a matriz confusão. A classe que representa o período “até 14 dias” que os pacientes ocuparam o leito, obteve a maior taxa de acertos. Enquanto a segunda classe, que representa o período “acima de 14 dias”, teve a menor.

Figura 50: Matriz confusão *Multilayer Perceptron* - Enfermaria

	Até 14 dias	**Acima de 14 dias**
Até 14 dias	216	37
Acima de 14 dias	32	27

Fonte: Autora

A tabela 26 apresenta as métricas de desempenho calculadas a partir da matriz confusão do modelo. O *recall*, que representa a taxa de acerto da classe positiva, de todos os pacientes que ficaram determinado período no leito, é a fração que o modelo previu corretamente. Para a primeira classe (“até 14 dias”), o valor da métrica é 0,85, enquanto para a segunda (“acima de 14 dias”) 0,46.

Já a *precision*, que representa a proporção entre os pacientes que realmente ocuparam o leito pelo período que o modelo previu e todos os pacientes que o modelo previu que ficariam pelo mesmo período, tem seu valor mais alto para a primeira classe (“até 14 dias”): 0,87 contra 0,42 na segunda classe.

Tabela 26: Métricas de performance *Multilayer Perceptron* - Enfermaria

	Precision	***Recall***	***F1-score***
Até 14 dias	0,87	0,85	0,86
Acima de 14 dias	0,42	0,46	0,44

Fonte: Autora

A tabela 27 contempla os resultados gerais das métricas utilizadas para avaliação do desempenho do modelo. A taxa de acerto do modelo é de 0,78 e a média harmônica entre a *precision* e o *recall* tem valor de 0,65. E a fração os pacientes que o modelo previu corretamente o tempo de ocupação dos leitos tem valor de 0,66, devido a discrepância entre os valores de tal métrica para a primeira e a segunda classe.

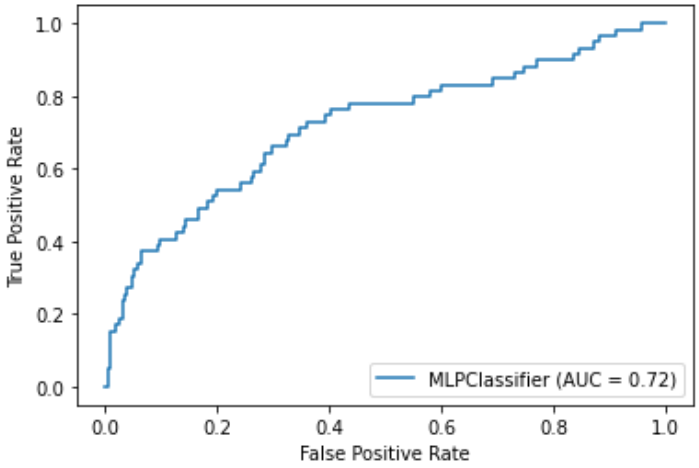
Tabela 27: Resultados *Multilayer Perceptron* - Enfermaria

F1-score	***Accuracy***	***Precision***	***Recall***	***AUC***	**AP**
0,65	0,78	0,65	0,66	0,72	0,44

Fonte: Autora

A curva ROC está representada na figura 51, a partir dela, calcula-se a AUC (*Area Under ROC Curve*), a qual tem valor de 0,72 para o modelo em questão.

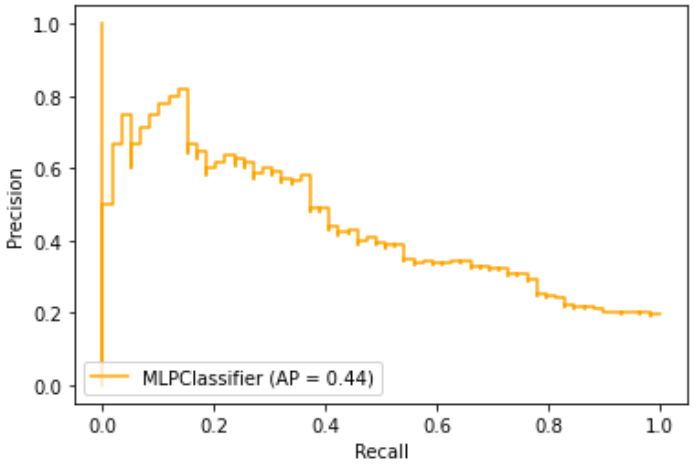
Figura 51: Curva ROC *Multilayer Perceptron* - Enfermaria



Fonte: Autora

A figura 52 representa a relação entre as métricas *precision* e *recall.* A área abaixo dessa curva é a métrica *Average Precision* (AP), a qual tem valor de 0,56.

Figura 52: *Precision* versus *Multilayer Perceptron* - Enfermaria



Fonte: Autora

5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Nesse capítulo serão discutidos os resultados obtidos após a estruturação da base de dados e treinamento dos algoritmos (*Random Forest, Extra Trees, AdaBoost, Gradient Boosting, Support Vector Machine* e a rede neural *Multilayer Perceptron* treinada com o algoritmo *Backpropagation*) para classificar o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI e de enfermaria. Com isso, foi possível identificar as variáveis que influenciam no tempo de ocupação desses leitos e quais são os modelos que apresentaram os melhores desempenhos, utilizando dados de pacientes brasileiros, ou seja, considerando as características ambientais as quais eles estão sujeitos.

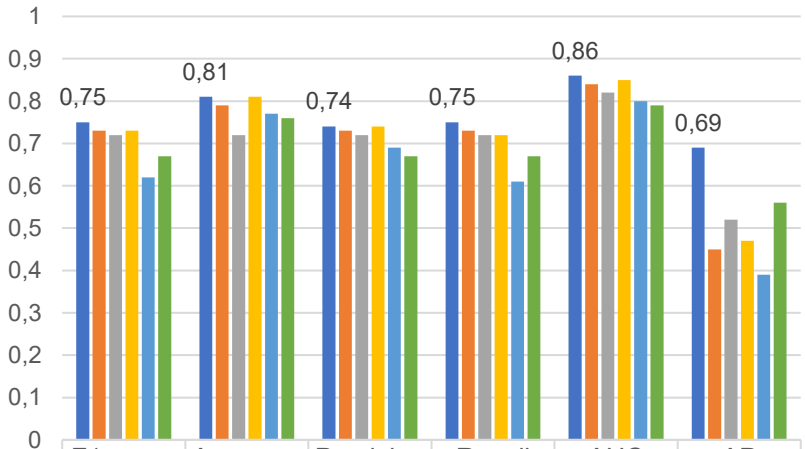
5.1 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS – MODELOS UTI

A figura 53 apresenta os resultados consolidados para os modelos que previram o tempo de UTI.

É possível observar que os modelos que obtiveram a melhor acurácia foram o a acurácia (*accuracy*) foram o *Random Forest* e o *Gradient Boosting*, com 0,81. O valor da *precision* para ambos também é o mesmo 0,74. No entanto, o *Random Forest* se destaca quando leva-se em consideração as outras métricas de avaliação de desempenho.

Saito e Rehmsmeier (2015) ressaltam em sua pesquisa que, quando se trabalha com classes desbalanceadas, a curva ROC podem levar conclusões incorretas com relação a confiabilidade do desempenho do modelo. Enquanto os gráficos que apresentam a relação entre a *precision* e o *recall* podem fornecer uma classificação mais precisa do desempenho futuro da classificação, já que avaliam a fração de verdadeiros positivos entre as previsões positivas. Por isso, além de se considerar a métrica AUC, será considerada também, a *Average Precision*.

Figura 53: Resultados performance por modelo – UTI



	F1-score	Accuracy	Precision	Recall	AUC	AP
Random Forest	0,75	0,81	0,74	0,75	0,86	0,69
Extra Trees	0,73	0,79	0,73	0,73	0,84	0,45
AdaBoost	0,72	0,72	0,72	0,72	0,82	0,52
Gradient Boosting	0,73	0,81	0,74	0,72	0,85	0,47
Support Vector Machine	0,62	0,77	0,69	0,61	0,8	0,39
Multilayer Perceptron	0,67	0,76	0,67	0,67	0,79	0,56

Fonte: Autora

O modelo que obteve o maior valor para AP, área abaixo da curva que representa a relação entre as métricas *precision* e *recall*, foi o *Random Forest:* 0,69, e o valor da AUC também é o maior: 0,86. Além disso, o valor da sua taxa de acerto de todos os pacientes que ficaram determinado período no leito, a fração que o modelo previu corretamente, também se destaca perante os outros modelos (0,75).

O modelo *Extra Trees* também apresentou um bom desempenho, sua acurácia foi de 0,79, o valor das métricas *precision* e *recall* foi o mesmo 0,73 e a AUC 0,84. No entanto, a métrica AP teve o segundo menor valor 0,45, o que confirma o fato ressaltado por Saito e Rehmsmeier (2015), a curva ROC pode levar a conclusões incorretas.

A *precision*, métrica que representa a proporção entre os pacientes que realmente ocuparam o leito pelo período que o modelo previu e todos os pacientes que o modelo previu que ficariam pelo mesmo período, tem seu menor valor para rede neural *Multilayer Perceptron,* treinada com o algoritmo *Backpropagation*, 0,67, ou seja, a quantidade de falsos positivos foi grande.

O modelo *Support Vector Machine* apresentou o pior desempenho entre todos, pois apesar do valor da sua acurácia não ter sido o menor obtido, o valor

da taxa de acerto da classe positiva (*recall*) foi o menor entre todos os modelos treinados (0,61) assim como a *Average Precision* 0,39.

As 104 variáveis utilizadas para treinamento dos modelos para classificação do tempo de ocupação de leitos de UTI pós cirúrgicos são apresentadas no apêndice C juntamente com a importância delas para os modelos *Random Forest, Extra Trees, Adaboost Classifier* e *Gradient Boosting Classifier.*

Pode-se observar que, para esses quatro modelos, ao somar a importância das variáveis, 95% fica concentrado em no máximo 50 variáveis.

As variáveis que representam aproximadamente 50% da soma do percentual de importância no modelo com melhor desempenho e apresentam importância significativa no resultado dos outros modelos treinados são apresentadas na tabela 28: classe_estatura (estatura do paciente), índice de risco Aristotele, índice de risco RACHS-1 (*Risk Adjustment in Congenital Heart Surgery*), classe_preop_oxi_sat (saturação arterial de oxigênio no pré-operatório), classe_peso (peso do paciente), classe_area_corporal (área corporal do paciente), classe_imc (IMC do paciente) e ASD (Defeito Septo Atrial). As quais ao serem somadas, representam o percentual de importância de 51,3% no *Random Forest*, 39,6% no *Gradient Boosting Classifier,* 40,8% no *Adaboost* e 35,4% no *Extra Trees.*

Tabela 28: Importâncias das variáveis que representam 50% da importância do *Random Forest* - UTI

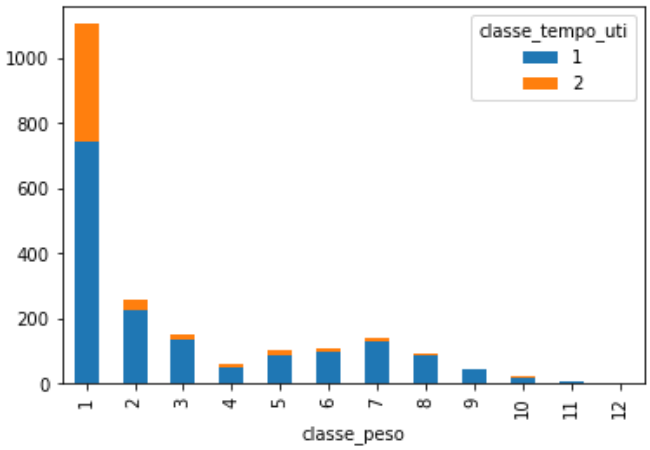
Variável	*Random Forest*	*Gradient Boosting*	*AdaBoost*	Extra Trees
classe estatura	0,110	0,088	0,056	0,094
Aristotele	0,093	0,082	0,072	0,034
RACHS_1	0,069	0,044	0,160	0,028
classe_preop_oxi_sat	0,062	0,054	0,008	0,041
classe_peso	0,052	0,031	0,044	0,027
classe_area_corporal	0,051	0,040	0,004	0,032
classe_imc	0,043	0,045	0,044	0,040
ASD	0,034	0,011	0,020	0,058

Fonte: Autora

Nos modelos treinados, as variáveis que indicam o peso e o IMC do paciente têm importâncias significativas e a partir da análise delas, pode-se

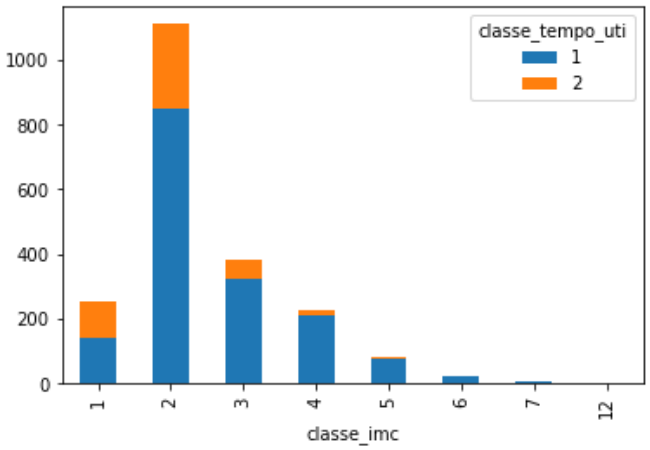
perceber que a quantidade de pacientes que têm menor peso (até 11,4 kg) e IMC (até 17,4 kg/m²) que ficam acima de 14 dias na UTI é maior, conforme as figuras 54 e 55, que apresenta os histogramas das duas variáveis. O eixo Y representa a quantidade de pacientes e o eixo X as classes em que estão distribuídos os pesos e IMCs dos pacientes.

Figura 54: Histograma da variável “classe_peso” - UTI



Fonte: Autora

Figura 55: Histograma da variável “classe_imc” - UTI



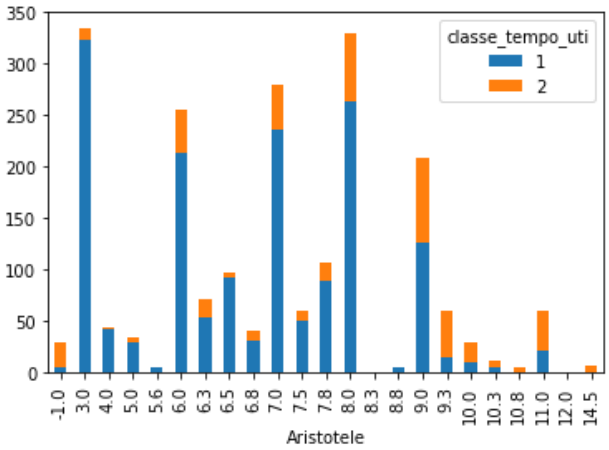
Fonte: Autora

De acordo com Correia (2003), o tempo de permanência no hospital é menor em pacientes bem nutridos e maior para pacientes mal nutridos, fato confirmado a partir dos dados disponíveis, visto que pacientes com até 11,4 kg e IMC de até 17,4 kg/m² ocupam por mais tempo os leitos de UTI pós cirúrgicos, ambas as variáveis estão entre as top 10 variáveis com maiores importâncias na

classificação do tempo de ocupação desse tipo de leito. Tal variável é passível de intervenção médica para reduzir o tempo de ocupação do leito pós-cirúrgico.

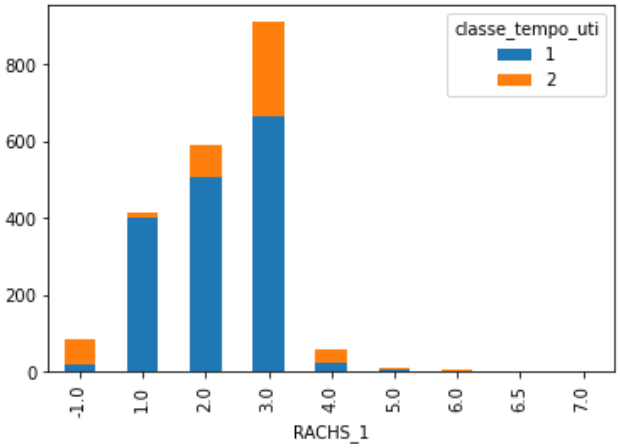
Os índices de risco “Aristotele” e “RACHS-1” têm seus histogramas respectivamente apresentados nas figuras 56 e 57. A partir deles, nota-se que a medida que o índice aumenta, a representatividade dos pacientes que ocupam o leito por período superior a 14 dias aumenta.

Figura 57: Histograma variável “Aristotele” - UTI



Fonte: Autora

Figura 56: Histograma variável “RACHS_1” - UTI



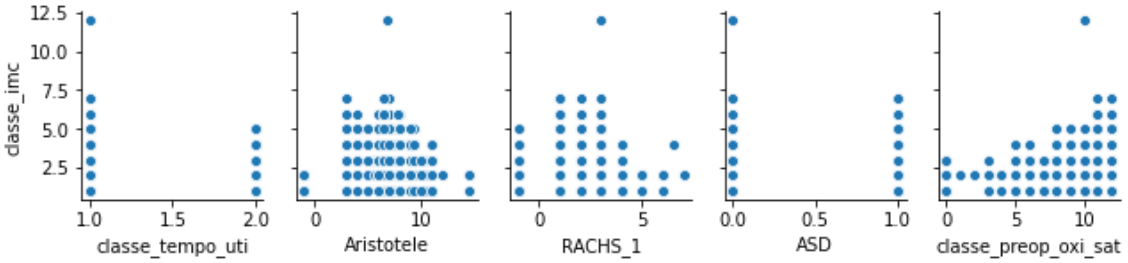
Fonte: Autora

Gráficos de dispersão são apresentados nas figuras 58, 59, 60, 61 e 62 para identificar uma possível correlação entre as variáveis que têm maior importância no resultado do modelo *Random Forest*, sendo elas: “classe_IMC”, “classe_peso”, “classe_estatura”, “Aristotele”, “RACHS_1”, “ASD”,

“classe_preop_oxi_sat”. As variáveis “classe_peso” e “classe_estatura” não foram consideradas, visto que ambas são utilizadas para cálculo do Índice de Massa Corpórea (IMC), por isso optou-se por considerar somente a variável “classe_IMC”. A figura 63 apresenta o gráfico de dispersão entre as variáveis com maior importância e a variável resposta “classe_tempo_uti”.

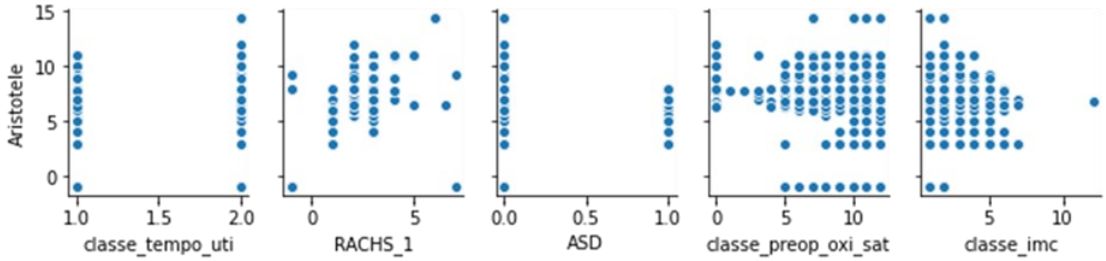
A partir da análise dos gráficos de dispersão, não foi possível observar correlação entre as variáveis com maior percentual de importância, nem entre elas mesmas e nem quando cruzadas com a variável resposta.

Figura 59: Gráficos de Dispersão variável “classe IMC” - UTI



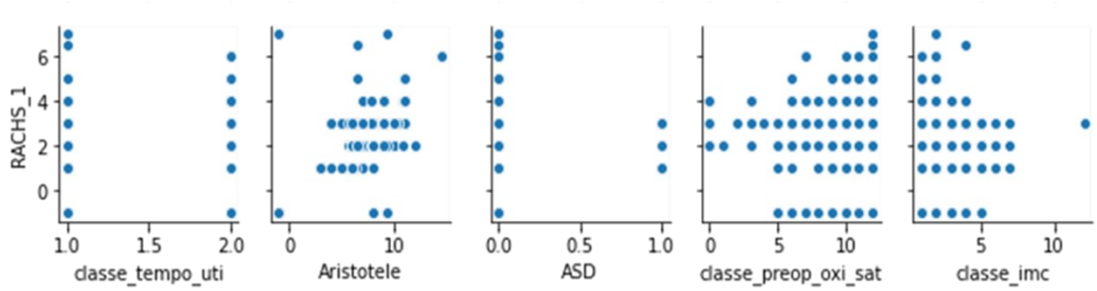
Fonte: Autora

Figura 58: Gráficos de Dispersão variável “Aristotele” - UTI



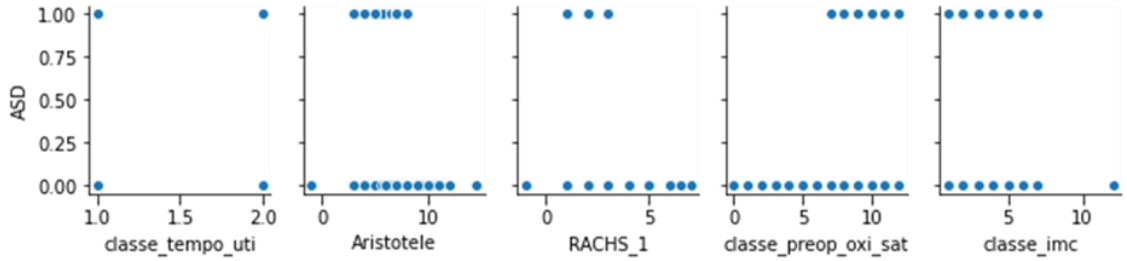
Fonte: Autora

Figura 60: Gráficos de Dispersão variável “RACHS_1” - UTI



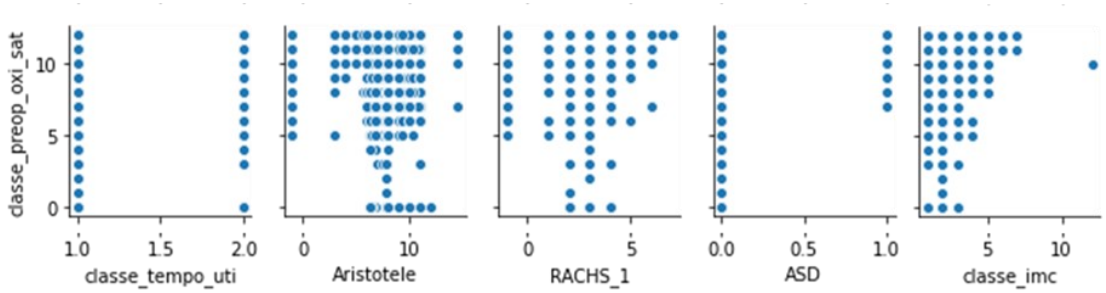
Fonte: Autora

Figura 62: Gráficos de Dispersão variável “ASD” - UTI



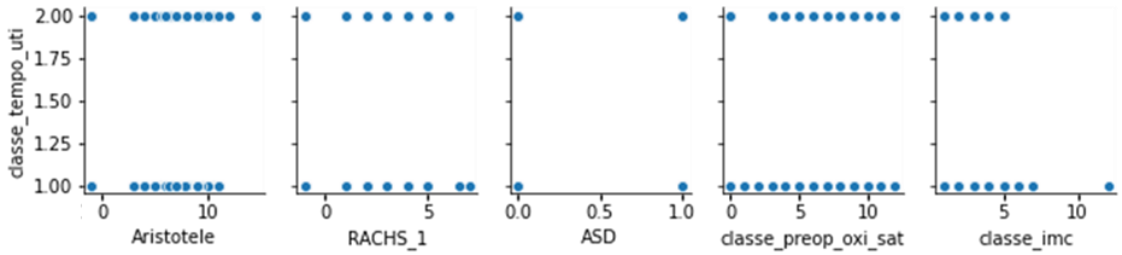
Fonte: Autora

Figura 61: Gráficos de Dispersão variável “classe_preop_sat_oxi” - UTI



Fonte: Autora

Figura 63: Gráficos de Dispersão variável “classe_tempo_uti” - UTI

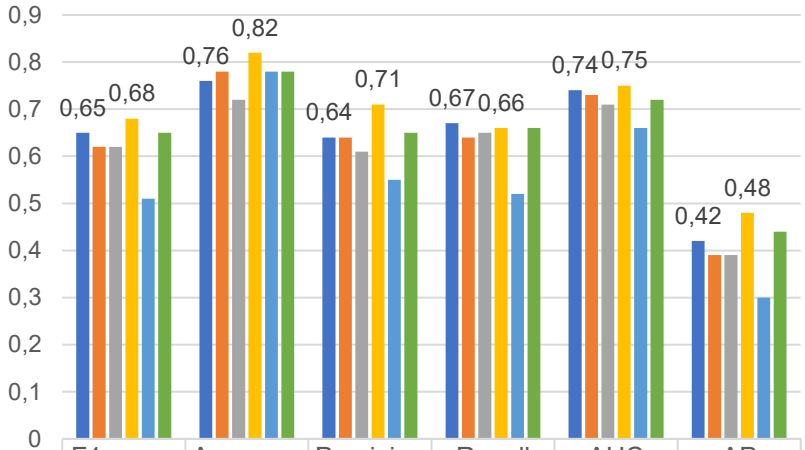


Fonte: Autora

5.2 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS – MODELOS ENFERMARIA

A figura 64 apresenta os resultados consolidados para os modelos que previram o tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de enfermaria. A partir dela é possível observar que ao contrário dos resultados obtidos no treinamento dos modelos para classificação do tempo de UTI, em que o algoritmo *Random Forest* se destacou juntamente com o *Gradient Boosting,* aqui o segundo se destaca sozinho, visto que apresenta a maior acurácia 0,82.

Figura 64: Resultados performance por modelo - Enfermaria



	F1-score	Accuracy	Precision	Recall	AUC	AP
Random Forest	0,65	0,76	0,64	0,67	0,74	0,42
Extra Trees	0,62	0,78	0,64	0,64	0,73	0,39
AdaBoost	0,62	0,72	0,61	0,65	0,71	0,39
Gradient Boosting	0,68	0,82	0,71	0,66	0,75	0,48
Support Vector Machine	0,51	0,78	0,55	0,52	0,66	0,3
Multilayer Perceptron	0,65	0,78	0,65	0,66	0,72	0,44

Fonte: Autora

O modelo que obteve o maior valor para AP, área abaixo da curva que representa a relação entre as métricas *precision* e *recall*, foi o *Gradient Boosting:* 0,48, e o valor da AUC também é o maior: 0,75. Além disso, o valor da sua taxa de acerto de todos os pacientes que ficaram determinado período no leito, a fração que o modelo previu corretamente, também se destaca perante os outros modelos (0,71).

Os modelos *Extra Trees* e *Multilayer Perceptron* apresentaram bons desempenhos, a acurácia deles teve o mesmo valor 0,78. Para os dois primeiros, os valores das métricas *precision*, *recall* e ROC-AUC são semelhantes, o que difere bastante é o valor da *Average Precision*, 0,39 contra 0,44.

Assim como ocorreu no treinamento dos modelos para classificar o tempo de ocupação dos leitos de UTI, o modelo *Support Vector Machine* apresentou o pior desempenho entre todos, pois apesar do valor da sua acurácia não ter sido o menor obtido, o valor da taxa de acerto da classe positiva (*recall*) foi o menor entre todos os modelos treinados (0,52) assim como a *Average Precision* (AP) 0,30 e a ROC-AUC 0,66.

Apesar da acurácia do modelo *Adaboost* ser a menor entre todos os modelos, o seu desempenho ainda não pode ser considerado o pior, visto que os valores das suas outras métricas de desempenho não são estão discrepantes dos outros modelos e a sua AP tem valor 0,39.

As importâncias das 104 variáveis utilizadas para treinamento dos modelos (*Random Forest, Extra Trees, Adaboost Classifier* e *Gradient Boosting Classifier*) para classificação do tempo de ocupação de leitos de enfermaria pós cirúrgicos estão contidas no apêndice C. Assim como observado nos modelos treinados para classificar o tempo de ocupação dos leitos de UTI, para os modelos que preveem o tempo de ocupação dos leitos de enfermaria, a quantidade de variáveis que representa 95% da importância é de no máximo 50.

As variáveis que representam aproximadamente 50% da soma do percentual de importância no modelo com melhor desempenho e apresentam têm importância significativa no resultado dos outros modelos treinados são: Aristotele (índice de risco), RACHS_1 (índice *Risk Adjustment in Congenital Heart Surgery*), classe estatura (estatura do paciente), classe_preop_oxi_sat (saturação arterial de oxigênio no pré-operatório), provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado (provedor), Gender_1Male_2Female (sexo do paciente), classe_postop_hematocrit (Hematócrito no pós operatório), Diagnosis_Category_1a19 (grupo diagnóstico), Surgeon (cirurgião que performou a cirurgia), Fetal_Diagnosis_1Yes_0No (Diagnóstico da cardiopatia congênita no pré-natal) e ASD (Defeito Septo Atrial). As quais ao serem somadas, representam o percentual de importância de 50,5% no *Gradient Boosting Classifier,* 55,6% no *Random Forest*, 66% no *Adaboost* e 44% no *Extra Trees.* A tabela 29 apresenta tais variáveis e as importâncias para cada algoritmo.

Tabela 29: Importâncias das variáveis que representam 50% da importância do *Gradient Boosting* - Enfermaria

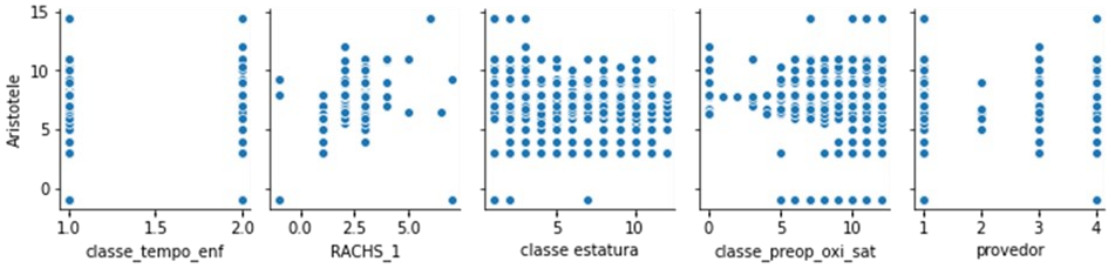
Variavel	*Random Forest*	*Gradient Boosting*	*AdaBoost*	Extra Trees
Aristotele	0,091	0,086	0,06	0,033
RACHS_1	0,071	0,053	0,24	0,036
classe estatura	0,059	0,053	0,04	0,033
classe_preop_oxi_sat	0,056	0,049	0,06	0,029

provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	0,054	0,046	0,06	0,062
Gender_1Male_2Female	0,058	0,041	0,06	0,066
classe_postop_hematocrit	0,023	0,037	0,02	0,019
Diagnosis_Category_1a19	0,039	0,036	0	0,030
Surgeon	0,026	0,035	0,02	0,031
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	0,028	0,035	0,06	0,034
ASD	0,052	0,034	0,04	0,067

Fonte: Autora

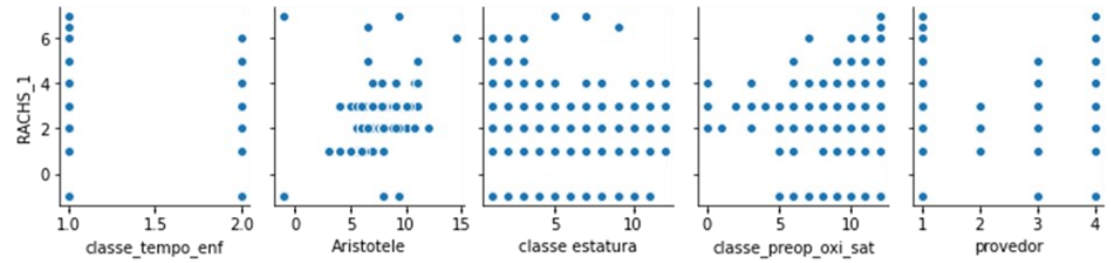
As figuras 65, 66, 67, 68 e 69 apresentam gráficos de dispersão para identificar uma possível correlação entre as top 5 variáveis (Aristotele, RACHS_1, classe estatura, classe_preop_oxi_sat e provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado) que têm maior importância no resultado do modelo para classificar o tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos de enfermaria. A partir da análise dos gráficos, não foi possível observar correlação entre as variáveis com maior percentual de importância, nem entre elas mesmas e nem quando cruzadas com a variável resposta (tempo de enfermaria), conforme gráficos da figura 70.

Figura 65: Gráficos de Dispersão variável “Aristotele” - Enfermaria



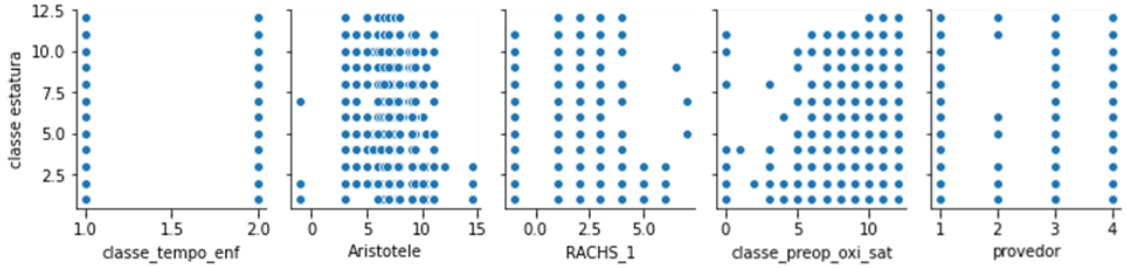
Fonte: Autora

Figura 66: Gráficos de Dispersão variável “RACHS_1” - Enfermaria



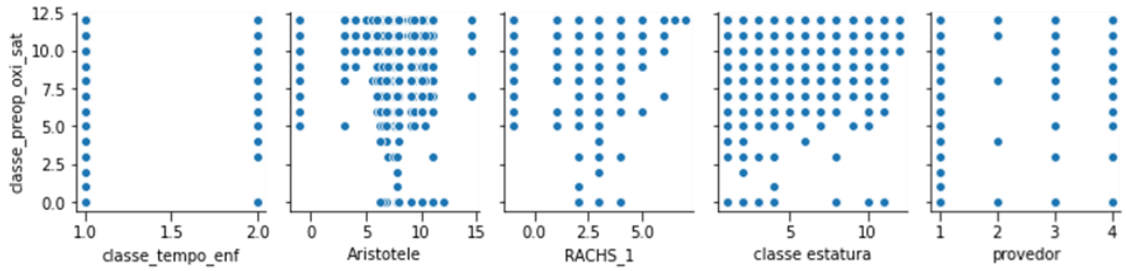
Fonte: Autora

Figura 68: Gráficos de Dispersão variável “classe_estatura” - Enfermaria



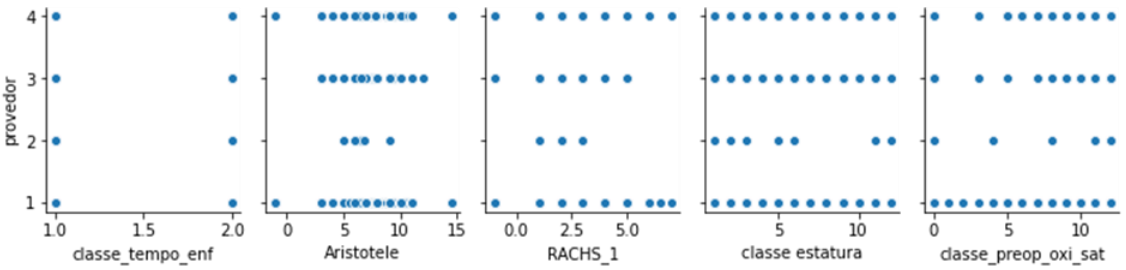
Fonte: Autora

Figura 67: Gráficos de Dispersão variável “classe_preop_oxi_sat” - Enfermaria



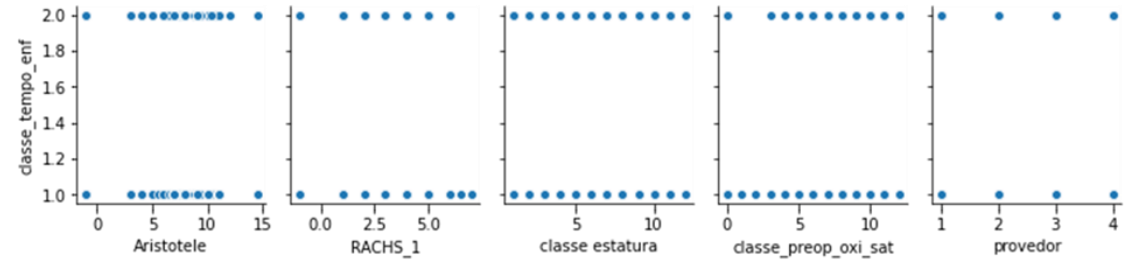
Fonte: Autora

Figura 69: Gráficos de Dispersão variável “provedor” - Enfermaria



Fonte: Autora

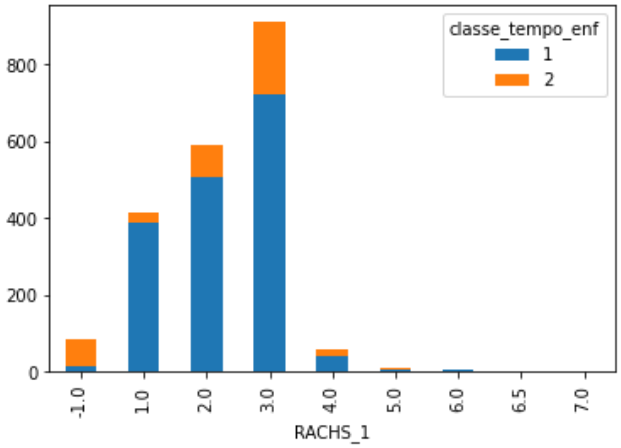
Figura 70: Gráficos de Dispersão variável “classe_tempo_enf” - Enfermaria



Fonte: Autora

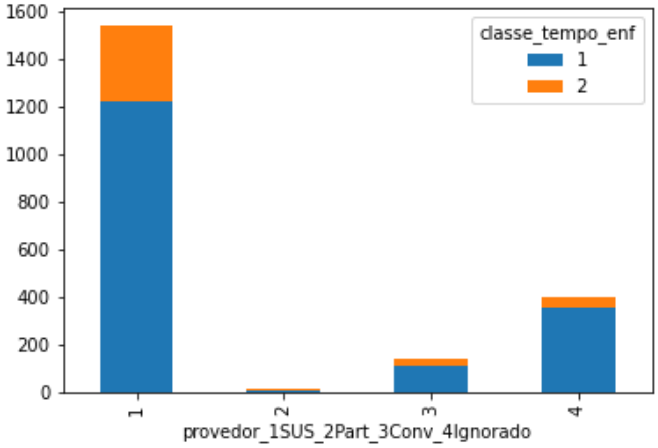
As figuras 71, 72, 73, 74 e 75 apresentam os histogramas das cinco variáveis contempladas na figura 60. O eixo vertical contempla a quantidade de observações e o eixo horizontal, os índices da variável analisada.

Figura 71: Histograma variável “RACHS_1” - Enfermaria



Fonte: Autora

Figura 72: Histograma variável “provedor” - Enfermaria

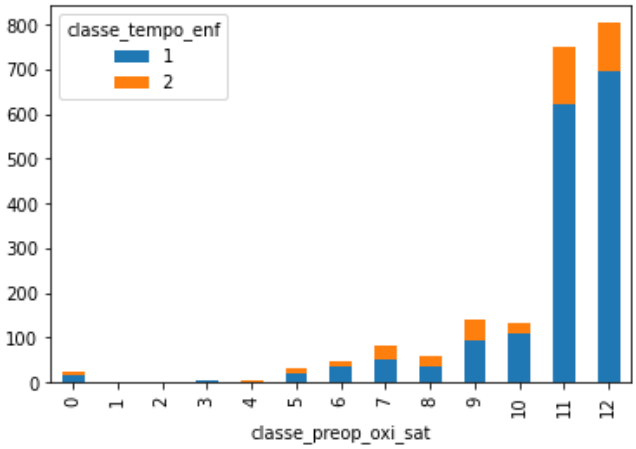


Fonte: Autora

No histograma gerado a partir da variável “RACHS_1” (índice *Risk Adjustment in Congenital Heart Surgery*), representado na figura 71, pode-se observar que muitos pacientes ficam “acima de 14 dias” ocupando leitos de enfermaria pós cirúrgicos quando o índice tem categoria de risco 3. No histograma da figura 72, da variável “provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado”, observa-se uma concentração de observações de pacientes que ocuparam leitos por um período superior à 14 dias naqueles que têm como provedor o SUS.

Para a variável “classe_preop_oxi_sat”, seu histograma representado na figura 73, permite notar que existem muitos pacientes que ocuparam leitos por mais de 14 dias nas classes 11 e 12, ou seja, aqueles que apresentaram saturação arterial de oxigênio no pré-operatório entre 92,5 e 100.

Figura 73: Histograma variável “classe_preop_oxi_sat” - Enfermaria

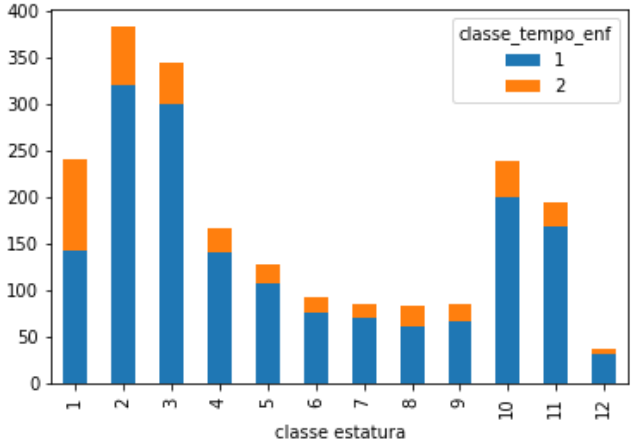


Fonte: Autora

Quanto ao histograma gerado a partir da variável “classe estatura”, apresentado na figura 74, observa-se uma maior representatividade de pacientes que ocuparam leitos por um período superior a 14 dias nas classes 1, 2 e 3, ou seja, pacientes que têm entre 40 e 77,3 cm.

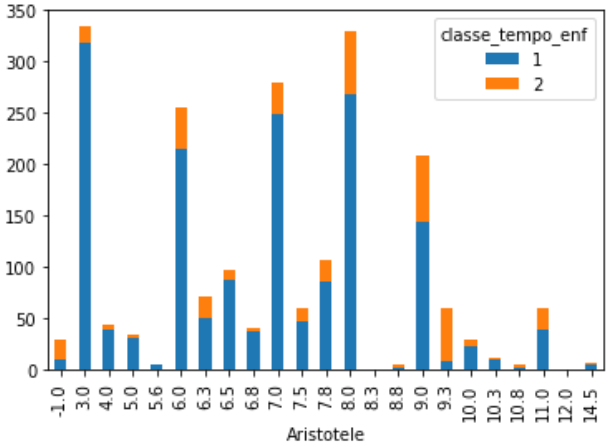
Por fim, para a variável “Aristotele”, o histograma apresentado na figura 75, permite notar uma grande quantidade de pacientes que ocuparam leitos por mais de 14 dias nos índices 8 e 9. Além disso, pode-se destacar que quase todos os pacientes que são classificados com índice 9,3 de risco ocupam os leitos por um período superior a 14 dias.

Figura 75: Histograma variável “classe_estatura” - Enfermaria



Fonte: Autora

Figura 74: Histograma variável “Aristotele” - Enfermaria



Fonte: Autora

6 CONCLUSÃO

A união entre a tecnologia e a medicina é algo que está se tornando cada vez mais comum para auxiliar no tratamento de pacientes. São raras as pesquisas relacionadas ao tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos de UTI e de enfermaria. Estuda-se, normalmente, o tempo total ou somente o tempo de ocupação dos leitos da UTI. A presente pesquisa, tratou os tempos de ocupação separadamente.

A partir do banco de dados ASSIST, o qual possui informações a respeito de cirurgias realizadas em pacientes com cardiopatia congênita no InCor - FMUSP, desenvolveram-se e testaram-se 6 modelos para classificação do tempo de ocupação de leitos de UTI pós-cirúrgicos e mais 6 modelos para classificação do tempo de ocupação de leitos de enfermaria pós-cirúrgicos. Os modelos treinados foram: *Random Forest*, *Extra Trees*, *Adaboost Classifier*, *Gradient Boosting Classifier*, *Support Vector Machine* e a rede neural *Multilayer Perceptron* treinada com algoritmo *Backpropagation*. Foi possível, nessa abordagem, compreender as variáveis que têm influência no tempo de ocupação dos leitos.

Dentre os seis algoritmos treinados, observa-se que os modelos *Random Forest* e *Gradient Boosting Classifier* se destacaram na classificação do tempo de ocupação dos leitos de UTI, obtendo resultados bem próximos nas métricas de avaliação de desempenho. No entanto, o primeiro teve maior valor na relação entre as previsões positivas realizadas corretamente e todas as previsões que realmente são positivas (*recall*) e necessita de menos variáveis para realizar a classificação (59 contra 73 do *Gradient Boosting Classifier*). Por isso, sugere-se a sua utilização para classificar o tempo de ocupação de leitos de UTI pós cirúrgicos.

Já na classificação do tempo de ocupação dos leitos de enfermaria, o modelo que se destacou foi o *Gradient Boosting Classifier*¸ já que apresentou o melhor desempenho quando comparado com os outros modelos. Sua acurácia foi de 0,82 contra 0,78 do segundo melhor e o valor da sua *precision*, que representa a relação entre os pacientes que o modelo classificou que ocupariam os leitos por determinado período e o quantos efetivamente ocuparam, também ganhou destaque perante os outros.

A análise das variáveis que impactam no tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos tanto de UTI quanto de enfermaria é importante para auxiliar médicos em sua compreensão e, também, para fornecer informações para apoio à tomada de decisão.

Os índices de risco Aristotele e RACHS_1 estão entre as top 10 variáveis com maior importância tanto no modelo para classificar o tempo de ocupação dos leitos de UTI, quanto no modelo para classificar o tempo de ocupação dos leitos de enfermaria. Notou-se que quanto maior o índice, maior a representatividade dos pacientes que ocuparam os referidos leitos por um período superior a 14 dias.

Pode-se destacar, também, a variável “peso” na classificação do tempo de ocupação dos leitos pós cirúrgicos de UTI, tendo em vista que observou-se quanto menor a classe de peso em que os pacientes estavam classificados, maior a representatividade dos pacientes que ocuparam os leitos por um período superior a 14 dias.

Os modelos desenvolvidos no presente trabalho podem ser utilizados para classificar o tempo de ocupação de leitos pós cirúrgicos de UTI e de enfermaria, previsões que podem ser utilizadas tanto para planejamento e otimização do uso de recursos tanto na melhor alocação de custos.

Para pesquisas futuras, pode-se treinar os algoritmos utilizando somente as variáveis que apresentaram importância significativa, concentrando-se nas 50 que representam 95% da importância. Além disso, pode-se treinar os modelos utilizando mais dados de pacientes, buscando trabalhar com dados de mais provedores (74% da base de dados é composta por pacientes do SUS) e até mesmo treinar e avaliar diferentes modelos.

REFERÊNCIAS

ALPAYDIN, Ethem. **Introduction to machine learning.** 2. ed. Cambridge: Massachusetts Institute Of Technology, 2010.

BADER-EL-DEN, Mohamed; TEITEI, Eleman; ADDA, Mo. Hierarchical classification for dealing with the Class imbalance problem. **2016 International Joint Conference On Neural Networks (Ijcnn)**, [S.L.], p. 3584-3591, jul. 2016. IEEE.

BENGIO, Yoshua; GRANDVALET, Yves. No Unbiased Estimator of the Variance of K-Fold Cross-Validation. **Journal Of Machine Learning**, Montreal, v. 5, n. 1, p. 1089-1105, set. 2004.

BRADLEY, Andrew P.. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. **Pattern Recognition**, [s.l.], v. 30, n. 7, p. 1145-1159, jul. 1997. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s0031-3203(96)00142-2.

BREIMAN, L. Bagging Predictors. **Machine Learning**, v. 24, n. 421, p. 123–140, 1996.

BREIMAN, L. Random Forests. **Machine learning**, v. 45, p. 5–32, 2001.

CARMONA, Fábio; MANSO, Paulo Henrique; FERREIRA, Mariana Nicoletti; IKARI, Nana Miura; JATENE, Marcelo Biscegli; AMATO, Luciana; TURQUETTO, Aida Luiza; CANEO, Luiz Fernando. Collaborative Quality Improvement in the Congenital Heart Defects: development of the assist consortium and a preliminary surgical outcomes report. **Brazilian Journal Of Cardiovascular Surgery**, [S.L.], p. 260-269, 2017. Sociedade Brasileira de Cirurgia Cardiovascular. http://dx.doi.org/10.21470/1678-9741-2016-0074.

CAWLEY, Gavin C., TALBOT Nicola L. C.. On Over-fitting in Model Selection and Subsequent Selection Bias in Performance Evaluation. **Journal Of Machine Learning Research**, Norwich, v. 11, n. 1, p. 2079-2107, jul. 2010.

CHANG JUNIOR, João; BINUESA, Fábio; CANEO, Luiz Fernando; TURQUETTO, Aida Luiza Ribeiro; ARITA, Elisandra Cristina Trevisan Calvo; BARBOSA, Aline Cristina; FERNANDES, Alfredo Manoel da Silva; TRINDADE, Evelinda Marramon; JATENE, Fábio Biscegli; DOSSOU, Paul-Eric. Improving preoperative risk-of-death prediction in surgery congenital heart defects using artificial intelligence model: a pilot study. **Plos One**, [S.L.], v. 15, n. 9, p. 1-21, 4 set. 2020. Public Library of Science (PLoS). http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0238199.

CHAR, Danton S.; SHAH, Nigam H.; MAGNUS, David. Implementing Machine Learning in Health Care — Addressing Ethical Challenges. **New England Journal Of Medicine**, [s.l.], v. 378, n. 11, p.981-983, 15 mar. 2018. Massachusetts Medical Society. http://dx.doi.org/10.1056/nejmp1714229.

CHEN, Min; HAO, Yixue; HWANG, Kai; WANG, Lu; WANG, Lin. Disease Prediction by Machine Learning Over Big Data From Healthcare Communities. **Ieee Access**, [S.L.], v. 5, p. 8869-8879, 2017. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). http://dx.doi.org/10.1109/access.2017.2694446.

CHOI, Edward; SCHUETZ, Andy; STEWART, Walter F; SUN, Jimeng. Using recurrent neural network models for early detection of heart failure onset. **Journal Of The American Medical Informatics Association**, [S.L.], v. 24, n. 2, p. 361-370, 13 ago. 2016. Oxford University Press (OUP). http://dx.doi.org/10.1093/jamia/ocw112.

CORREIA, M Isabel T. D.. The impact of malnutrition on morbidity, mortality, length of hospital stay and costs evaluated through a multivariate model analysis. **Clinical Nutrition**, [S.L.], v. 22, n. 3, p. 235-239, jun. 2003. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s0261-5614(02)00215-7.

CORTES, Corinna; VAPNIK, Vladimir. Support-vector networks. **Machine Learning**, [s.l.], v. 20, n. 3, p. 273-297, set. 1995. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/bf00994018.

DAGHISTANI, Tahani A.; ELSHAWI, Radwa; SAKR, Sherif; AHMED, Amjad M.; AL-THWAYEE, Abdullah; AL-MALLAH, Mouaz H.. Predictors of in-hospital length of stay among cardiac patients: a machine learning approach. **International Journal Of Cardiology**, [S.L.], v. 288, p. 140-147, ago. 2019. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.ijcard.2019.01.046.

DEO, Rahul C. et al. Machine Learning in Medicine. **Circulation**, [s.l.], v. 132, n. 20, p.1920-1930, 17 nov. 2015. Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health). http://dx.doi.org/10.1161/circulationaha.115.001593.

DIETTERICH, T. G. Ensemble Methods in Machine Learning. **In Proc. 1st International Work- shop on Multiple Classifer Systems, LNCS**, v. Vol 1857, n. Springer-Verlag, p. 1–10, 2000.

DOUZAS, Georgios; BACAO, Fernando; LAST, Felix. **Improving imbalanced learning through a heuristic oversampling method based on k-means and SMOTE**. **Information Sciences**, [s.l.], v. 465, p.1-20, out. 2018. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2018.06.056.

ERNST, Damien; GEURTS, Pierre; WEHENKEL, Louis. Tree-Based Batch Mode Reinforcement Learning. **Journal Of Machine Learning Research**, Liège, v. 6, n. 1, p. 503-556, abr. 2005.

EVGENIOU, Theodoros; PONTIL, Massimiliano. Support Vector Machines: theory and applications. : Theory and Applications. **Machine Learning And Its Applications**, [s.l.], p. 249-257, 2001. Springer Berlin Heidelberg. http://dx.doi.org/10.1007/3-540-44673-7_12.

FACELI, Katti et al. **Inteligência Artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina.** Rio de Janeiro: LTC, 2011.

FAUW, Jeffrey de et al. Automated analysis of retinal imaging using machine learning techniques for computer vision. **F1000research**, [s.l.], v. 5, p.1-8, 5 jul. 2016. F1000 (Faculty of 1000 Ltd). http://dx.doi.org/10.12688/f1000research.8996.1.

FAWCETT, Tom. An introduction to ROC analysis. **Pattern Recognition Letters**, [s.l.], v. 27, n. 8, p. 861-874, jun. 2006. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010.

FREUND, Y.; SCHAPIRE, R. E. A Short Introduction to Boosting. **Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence**, v. 14, n. 5, p. 771–780, 1999.
FREUND, Y.; SCHAPIRE, R. E.; HILL, M. **Experiments with a New Boosting Algorithm**. [s.l: s.n.].

GARDNER, M.w; DORLING, S.r. Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences. **Atmospheric Environment**, [s.l.], v. 32, n. 14-15, p. 2627-2636, ago. 1998. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s1352-2310(97)00447-0.

GEURTS, Pierre; ERNST, Damien; WEHENKEL, Louis. Extremely randomized trees. **Machine Learning**, [s.l.], v. 63, n. 1, p. 3-42, 2 mar. 2006. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1007/s10994-006-6226-1.
HASTIE, Trevor; ROSSET, Saharon; ZHU, Ji; ZOU, Hui. Multi-class AdaBoost. **Statistics And Its Interface**, [s.l.], v. 2, n. 3, p. 349-360, 2009. International Press of Boston. http://dx.doi.org/10.4310/sii.2009.v2.n3.a8.

HASTIE, Trevor; TIBSHIRANI, Robert; FRIEDMAN, Jerome. **The Elements of Statiscal Learning**: data mining, inference, and prediction. 2. ed. California: Springer, 2008.

HAYKIN, Simon. **Neural Networks and Learning Machines**. Ontario: Pearson, 2009.

HAYKIN, Simon. **Neural Networks: A comprehensive foundation**. Ontario: Pearson, 1999.

HEARST, M. A.; DUMAIS, S.t.; OSUNA, E.; PLATT, J.; SCHOLKOPF, B.. Support vector machines. **Ieee Intelligent Systems And Their Applications**, [s.l.], v. 13, n. 4, p. 18-28, jul. 1998. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). http://dx.doi.org/10.1109/5254.708428.

HOFFMAN, Julien I.e; KAPLAN, Samuel. The incidence of congenital heart disease. **Journal Of The American College Of Cardiology**, [s.l.], v. 39, n. 12, p.1890-1900, jun. 2002. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s0735-1097(02)01886-7. Disponível em: <www-sciencedirect.ez328.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S0735109702018867?via%3Dihub>. Acesso em: 31 mar. 2019.

HSICH, Eileen et al. Identifying Important Risk Factors for Survival in Patient With Systolic Heart Failure Using Random Survival Forests. **Circulation**: Cardiovascular Quality and Outcomes, [s.l.], v. 4, n. 1, p.39-45, jan. 2011. Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health). http://dx.doi.org/10.1161/circoutcomes.110.939371.

KARTAL, Elif. Machine learning techniques in cardiac risk assessment. **The Turkish Journal Of Thoracic And Cardiovascular Surgery**, [s.l.], v. 26, n. 3, p.394-401, 18 jul. 2018. Baycinar Tibbi Yayincilik. http://dx.doi.org/10.5606/tgkdc.dergisi.2018.15559.

KOHAVI, Ron. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. **Proceedings Of The 14th International Joint Conference On Artificial Intelligence**, San Francisco, v. 2, n. 1, p. 1137-1143, ago. 1995.

KOGON, Brian E.; OSTER, Matthew E.; WALLACE, Amelia; CHISWELL, Karen; HILL, Kevin D.; COX, Morgan L.; JACOBS, Jeffrey P.; PASQUALI, Sara; KARAMLOU, Tara; JACOBS, Marshall L.. Readmission After Pediatric Cardiothoracic Surgery: an analysis of the society of thoracic surgeons database. **The Annals Of Thoracic Surgery**, [S.L.], v. 107, n. 6, p. 1816-1823, jun. 2019. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.athoracsur.2019.01.009.

LEE, Hyung-chul et al. Derivation and Validation of Machine Learning Approaches to Predict Acute Kidney Injury after Cardiac Surgery. **Journal Of Clinical Medicine**, [s.l.], v. 7, n. 10, p.322-335, 3 out. 2018. MDPI AG. http://dx.doi.org/10.3390/jcm7100322.

LINDE, Denise van Der; KONINGS, Elisabeth E.M.; SLAGER, Maarten A.; WITSENBURG, Maarten; HELBING, Willem A.; TAKKENBERG, Johanna J.M.; ROOS-HESSELINK, Jolien W.. Birth Prevalence of Congenital Heart Disease Worldwide. **Journal Of The American College Of Cardiology**, [S.L.], v. 58, n. 21, p. 2241-2247, nov. 2011. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.jacc.2011.08.025.

MARELLI, Ariane J. et al. Congenital Heart Disease in the General Population. **Circulation**, [s.l.], v. 115, n. 2, p.163-172, 16 jan. 2007. Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health). http://dx.doi.org/10.1161/circulationaha.106.627224. Disponível em: <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/01.CIR.43.3.323>. Acesso em: 31 mar. 2019.

MEJIA, Omar A. V. et al. Predictive performance of six mortality risk scores and the development of a novel model in a prospective cohort of patients undergoing valve surgery secondary to rheumatic fever. **Plos One**, [s.l.], v. 13, n. 7, p.1-14, 6 jul. 2018. Public Library of Science (PLoS). http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0199277.

MEYFROIDT, Geert; GÜIZA, Fabian; COTTEM, Dominiek; BECKER, Wilfried de; VAN LOON, Kristien; AERTS, Jean-Marie; BERCKMANS, Daniël; RAMON, Jan; BRUYNOOGHE, Maurice; BERGHE, Greet van Den. Computerized prediction of

intensive care unit discharge after cardiac surgery: development and validation of a gaussian processes model. **Bmc Medical Informatics And Decision Making**, [S.L.], v. 11, n. 1, p. 1-13, 25 out. 2011. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1186/1472-6947-11-64.

MINISTÉRIO DA SAÚDE. Governo Federal Lança Plano Para Ampliar Atendimento de Crianças com Cardiopatia Congênita. Disponível em: <http://portalarquivos.saude.gov.br/images/pdf/2017/julho/11/21.06_Cardiopatia%20Congenita%20pediatrica.pdf>. Acesso em: 31 mar. 2019.

MITCHELL, S. C.; KORONES, S. B.; BERENDES, H. W.. Congenital Heart Disease in 56,109 Births Incidence and Natural History. **Circulation**, [s.l.], v. 43, n. 3, p.323-332, mar. 1971. Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health). http://dx.doi.org/10.1161/01.cir.43.3.323. Disponível em: <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/01.CIR.43.3.323>. Acesso em: 31 mar. 2019.

MITCHELL, T. M. **Machine Learning**. [s.l.] McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.

MONARD, Maria Carolina, BARANAUSKAS, José Augusto. Conceitos Sobre Aprendizado de Máquina. Sistemas Inteligentes Fundamentos e Aplicações. 1 ed. Barueri-SP: Manole Ltda, 2003. p. 89--114.

MORETTIN, Luiz Gonzaga. **Estatística Básica**: probabilidade e inferência. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

MOTWANI, Manish et al. Machine learning for prediction of all-cause mortality in patients with suspected coronary artery disease: a 5-year multicentre prospective registry analysis. **European Heart Journal**, [s.l.], p.500-507, 1 jun. 2016. Oxford University Press (OUP). http://dx.doi.org/10.1093/eurheartj/ehw188

RODRIGUEZ-GALIANO, V.f.; GHIMIRE, B.; ROGAN, J.; CHICA-OLMO, M.; RIGOL-SANCHEZ, J.p.. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. **Isprs Journal Of Photogrammetry And Remote Sensing**, [s.l.], v. 67, p. 93-104, jan. 2012. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002.

RUIZ-FERNÁNDEZ, Daniel et al. Aid decision algorithms to estimate the risk in congenital heart surgery. **Computer Methods And Programs In Biomedicine**, [s.l.], v. 126, p.118-127, abr. 2016. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.cmpb.2015.12.021.

ŞAHUTOğLU, Cengiz et al. Correlation between serum lactate levels and outcome in pediatric patients undergoing congenital heart surgery. **Turkish Journal Of Thoracic And Cardiovascular Surgery**, Izmir, v. 3, n. 26, p.375-385, abr. 2018.

SAITO, Takaya; REHMSMEIER, Marc. The Precision-Recall Plot Is More Informative than the ROC Plot When Evaluating Binary Classifiers on Imbalanced

Datasets. **Plos One**, [S.L.], v. 10, n. 3, p. 1-21, 4 mar. 2015. Public Library of Science (PLoS). http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0118432.

SAMAD, Manar D et al. Predicting deterioration of ventricular function in patients with repaired tetralogy of Fallot using machine learning. **European Heart Journal - Cardiovascular Imaging**, [s.l.], v. 19, n. 7, p.730-738, 12 mar. 2018. Oxford University Press (OUP). http://dx.doi.org/10.1093/ehjci/jey003.

SCHAPIRE, Robert E.. Explaining AdaBoost. **Empirical Inference**, [s.l.], p. 37-52, 2013. Springer Berlin Heidelberg. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-41136-6_5.

SHAH, Sanjiv J. et al. Phenomapping for Novel Classification of Heart Failure With Preserved Ejection Fraction. **Circulation**, [s.l.], v. 131, n. 3, p.269-279, 20 jan. 2015. Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health). http://dx.doi.org/10.1161/circulationaha.114.010637.
SNEHA, N.; GANGIL, Tarun. Analysis of diabetes mellitus for early prediction using optimal features selection. **Journal Of Big Data**, [s.l.], v. 6, n. 1, p.2-19, 6 fev. 2019. Springer Nature. http://dx.doi.org/10.1186/s40537-019-0175-6.

STROBL, Carolin; BOULESTEIX, Anne-laure; KNEIB, Thomas; AUGUSTIN, Thomas; ZEILEIS, Achim. Conditional variable importance for random forests. **Bmc Bioinformatics**, [s.l.], v. 9, n. 1, p. 1-11, 11 jul. 2008. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1186/1471-2105-9-307.

SUYKENS, J. A. K.; VANDEWALLE, J.. Least Squares Support Vector Machine Classifiers. **Neural Processing Letters**, [s.l.], v. 9, n. 3, p. 293-300, 1999. Springer Science and Business Media LLC. http://dx.doi.org/10.1023/a:1018628609742.

TANG, Bo; KAY, Steven; HE, Haibo. Toward Optimal Feature Selection in Naive Bayes for Text Categorization. **Ieee Transactions On Knowledge And Data Engineering**, [s.l.], v. 28, n. 9, p.2508-2521, 1 set. 2016. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). http://dx.doi.org/10.1109/tkde.2016.2563436.
UDELSON, James E.. Heart Failure With Preserved Ejection Fraction. **Circulation**, [s.l.], v. 124, n. 21, p.540-543, 22 nov. 2011. Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health). http://dx.doi.org/10.1161/circulationaha.111.071696.

ZIMMERMAN, Meghan s; SMITH, Alison Grace Carswell; A SABLE, Craig; ECHKO, Michelle Marie; WILNER, Lauren B; OLSEN, Helen Elizabeth; ATALAY, Hagos Tasew; AWASTHI, Ashish; A BHUTTA, Zulfiqar; BOUCHER, Jackie Leeanne. Global, regional, and national burden of congenital heart disease, 1990–2017: a systematic analysis for the global burden of disease study 2017. **The Lancet Child & Adolescent Health**, [S.L.], v. 4, n. 3, p. 185-200, mar. 2020. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/s2352-4642(19)30402-x.

ZHU, Tuanfei; LIN, Yaping; LIU, Yonghe. **Synthetic minority oversampling technique for multiclass imbalance problems**. **Pattern Recognition**, [s.l.], v.

72, p.327-340, dez. 2017. Elsevier BV. http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2017.07.024.

APÊNDICE A

APÊNDICE A – TABELAS CLASSES DAS VARIÁVEIS

Classes Estado de procedência do paciente

ESTADO	CLASSE
SP	1
MG	2
MA	3
SC	4
AM	5
RJ	6
MT	7
BA	8
RN	9
PA	10
GO	11
DF	12
ES	13
RS	14
PI	15
TO	16
PB	17
PE	18
SEM INFO	19
PR	20
AP	21
AL	22
AC	23
RR	24
MS	25
CE	26
RO	27

Classes Diagnósticos

DIAGNÓSTICO	CLASSE
Cardiomiopatia	1
Disfunção de Tubo	2
Cor Triatriatum	3
Dupla Via de Saída de Ventrículo Esquerdo	4
Dupla Via de Saída de Ventrículo Direito	5
Alterações do Ritmo Cardíaco	6
Lesões do Coração Esquerdo	7
Miscelânia	8

Doenças do Pericárdio	9
Anomalias das Veias Pulmonares	10
Estenose das Veias Pulmonares	11
Lesões do Coração Direito	12
Defeitos Septais	13
Disfunção de Shunt	14
Corações Univentriculares	15
Anomalias das Veias Sistêmicas	16
Doenças do Tórax e Mediastino	17
Artérias e Veias Torácicas	18
Transposição das Grandes Artérias	19

Classes Tempo internação pré-operatório

TEMPO	CLASSE
Entre 0,3 e 30,1 dias	1
Entre 30,1 e 59,9 dias	2
Entre 59,9 89,7 dias	3
Entre 89,7 e 119,6 dias	4
Entre 119,6 e 149,4 dias	5
Entre 149,4 e 179,2 dias	6
Entre 179,2 e 209,0 dias	7
Entre 209,0 e 238,8 dias	8
Entre 238,8 e 268,6 dias	9
Entre 268,6 e 298,5 dias	10
Entre 298,5 e 328,3 dias	11
Entre 328,3 e 358,1 dias	12

Classes Saturação arterial de oxigênio pré-operatório

SATURAÇÃO ARTERIAL OXI	CLASSE
Entre 55,0 e 58,8	1
Entre 58,8 e 62,5	2
Entre 62,5 e 66,3	3
Entre 66,3 e 70,0	4
Entre 70,0 e 73,8	5
Entre 73,8 e 77,5	6
Entre 77,5 e 81,3	7
Entre 81,3 e 85,0	8
Entre 85,0 e 88,8	9
Entre 88,8 e 92,5	10

Entre 92,5 e 96,3	11
Entre 96,3 e 100,0	12

Classe Hematócrito pré-operatório

HEMATOCRITO PRÉ OP	CLASSE
Entre 21,0 e 25,8	1
Entre 25,8 e 30,7	2
Entre 30,7 e 35,5	3
Entre 35,5 e 40,3	4
Entre 40,3 e 45,2	5
Entre 45,2 e 50,0	6
Entre 50,0 e 54,8	7
Entre 54,8 e 59,7	8
Entre 59,7 e 64,5	9
Entre 64,5 e 69,3	10
Entre 69,3 e 74,2	11
Entre 74,2 e 79,0	12

Classes Idade cirurgia

TEMPO	CLASSE
Entre 0,3 e 2026,7 dias	1
Entre 2026,7 e 4053,0 dias	2
Entre 4053,0 e 6079,3 dias	3
Entre 6079,3 e 8105,7 dias	4
Entre 8105,7 e 10132,0 dias	5
Entre 10132,0 e 12158,4 dias	6
Entre 12158,4 e 14184,7 dias	7
Entre 14184,7 e 16211,1 dias	8
Entre 16211,1 e 18237,4 dias	9
Entre 18237,4 e 20263,7 dias	10
Entre 20263,7 e 22290,1 dias	11
Entre 22290,1 e 24316,4 dias	12

Classes IMC

IMC	CLASSE
Entre 4,5 e 7,4 kg/m²	1
Entre 7,4 e 10,3 kg/m²	2
Entre 10,3 e 13,1 kg/m²	3
Entre 13,1 e 16,0 kg/m²	4
Entre 16,0 e 18,9 kg/m²	5
Entre 18,9 e 21,8 kg/m²	6

Entre 21,8 e 24,7 kg/m²	7
Entre 24,7 e 27,5 kg/m²	8
Entre 27,5 e 30,4 kg/m²	9
Entre 30,4 e 33,3 kg/m²	10
Entre 33,3 e 36,2 kg/m²	11
Entre 36,2 e 39,1 kg/m²	12

Classes Estatura

ESTATURA	CLASSE
Entre 30,0 e 43,3 cm	1
Entre 43,3 e 56,5 cm	2
Entre 56,5 e 69,8 cm	3
Entre 69,8 e 83,0 cm	4
Entre 83,0 e 96,3 cm	5
Entre 96,3 e 109,5 cm	6
Entre 109,5 e 122,8 cm	7
Entre 122,8 e 136,0 cm	8
Entre 136,0 e 149,3 cm	9
Entre 149,3 e 162,5 cm	10
Entre 162,5 e 175,8 cm	11
Entre 175,8 e 189,0 cm	12

Classes Peso

PESO	CLASSE
Entre 0,7 e 10,4 kg	1
Entre 10,4 e 20,2 kg	2
Entre 20,2 e 30,0 kg	3
Entre 30,0 e 39,8 kg	4
Entre 39,8 e 49,5 kg	5
Entre 49,5 e 59,3 kg	6
Entre 59,3 e 69, 1kg	7
Entre 69,1 e 78,9 kg	8
Entre 78,9 e 88,7 kg	9
Entre 88,7 e 98,4 kg	10
Entre 98,4 e 108,2 kg	11
Entre 108,2 e 118,0 kg	12

Classes Superfície corpórea

SUPERFÍCIE CORPÓREA	CLASSE
Entre 0,2 e 0,5 m²	1
Entre 0,5 e 0,8 m²	2
Entre 0,8 e 1,1 m²	3
Entre 1,1 e 1,4 m²	4

Entre 1,4 e 1,7 m²	5
Entre 1,7 e 2,0 m²	6
Entre 2,0 e 2,4 m²	7
Entre 2,4 e 2,7 m²	8
Entre 2,7 e 3,0 m²	9
Entre 3,0 e 3,3 m²	10
Entre 3,3 e 3,6 m²	11
Entre 3,6 e 3,9 m²	12

Classes Tempo Ventilação Mecânica

TEMPO VENTILAÇÃO MEC	CLASSE
Entre 0 e 730,6 horas	1
Entre 730,6 e 461,2 horas	2
Entre 1461,2 e 2191,7 horas	3
Entre 2191,7 e 2922,3 horas	4
Entre 2922,3 e 3652,9 horas	5
Entre 3652,9 e 4383,5 horas	6
Entre 4383,5 e 5114,1 horas	7
Entre 5114,7 e 5844,7 horas	8
Entre 5844,7 e 6575,2 horas	9
Entre 6575,2 e 7305,8 horas	10
Entre 7305,8 e 8036,4 horas	11
Entre 8036,4 e 8767,0 horas	12

Classes Drogas intra operatório

VIS	CLASSE
Entre 0,0 e 24,3	1
Entre 24,3 e 48,6	2
Entre 48,6 e 73,0	3
Entre 73,0 e 97,3	4
Entre 97,3 e 121,6	5
Entre 121,6 e 145,9	6
Entre 145,9 e 170,2	7
Entre 170,2 e 194,5	8
Entre 194,5 e 218,9	9
Entre 218,9 e 243,2	10
Entre 243,2 e 267,5	11
Entre 267,5 e 291,8	12

Classes Lactate pós cirurgia

LACTATE PÓS OPERATÓRIO	CLASSE
Entre 3,0 e 18,3	1
Entre 18,3 e 33,7	2
Entre 33,7 e 49,0	3
Entre 49,0 e 64,3	4
Entre 64,3 e 79,7	5
Entre 79,7 e 95,0	6
Entre 95,0 e 110,3	7
Entre 110,3 e 125,7	8
Entre 125,7 e 141,0	9
Entre 141,0 e 156,3	10
Entre 156,3 e 171,7	11
Entre 171,7 e 187,0	12

Classes Hematócrito pós cirurgia

HEMATOCRITO PÓS OP	CLASSE
Entre 5,0 e 10,3	1
Entre 10,3 e 15,5	2
Entre 15,5 e 20,8	3
Entre 20,8 e 26,0	4
Entre 26,0 e 31,3	5
Entre 31,3 e 36,5	6
Entre 36,5 e 41,8	7
Entre 41,8 e 47,0	8
Entre 47,0 e 52,3	9
Entre 52,3 e 57,5	10
Entre 57,5 e 62,8	11
Entre 62,8 e 68,0	12

Classes Isquemia

ISQUEMIA	CLASSE
Entre 24,0 e 49,2	1
Entre 49,2 e 74,3	2
Entre 74,3 e 99,5	3
Entre 99,5 e 124,7	4
Entre 124,7 e 149,8	5
Entre 149,8 e 175,0	6
Entre 175,0 e 200,2	7
Entre 200,2 e 225,3	8

Entre 225,3 e 250,5	9
Entre 250,5 e 275,7	10
Entre 275,7 e 300,8	11
Entre 300,8 e 326,0	12

Classes Tempo PCT

TEMPO PCT	CLASSE
Entre 3,0 e 13,0	1
Entre 13,0 e 23,0	2
Entre 23,0 e 33,0	3
Entre 33,0 e 43,0	4
Entre 43,0 e 53,0	5
Entre 53,0 e 63,0	6
Entre 63,0 e 73,0	7
Entre 73,0 e 83,0	8
Entre 83,0 e 93,0	9
Entre 93,0 e 103,0	10
Entre 103,0 e 113,0	11
Entre 113,0 e 123,0	12

Classe Tempo Anoxia

TEMPO ANOXIA	CLASSE
Entre 2,0 e 25,2 min	1
Entre 25,2 e 48,3 min	2
Entre 48,3 e 71,5 min	3
Entre 71,5 e 94,7 min	4
Entre 94,7 e 117,8 min	5
Entre 117,8 e 141,0 min	6
Entre 141,0 e 164,2 min	7
Entre 164,2 e 187,3 min	8
Entre 187,3 e 210,5 min	9
Entre 210,5 e 233,7 min	10
Entre 233,7 e 256,8 min	11
Entre 256,8 e 280,0 min	12

Classes Tempo CPB

TEMPO CPB	CLASSE
Entre 34,8 e 1 min	1
Entre 69,5 e 2 min	2
Entre 104,3 e 3 min	3

Entre 139,0 e 4 min	4
Entre 173,8 e 5 min	5
Entre 208,5 e 6 min	6
Entre 243,3 e 7 min	7
Entre 278,0 e 8 min	8
Entre 312,8 e 9 min	9
Entre 347,5 e 10 min	10
Entre 382,3 e 11 min	11
Entre 417,0 e 12 min	12

Classes VIS 24h pós cirurgia

VIS 24h	CLASSE
Entre 0,0 e 20,0	1
Entre 20,0 e 40,0	2
Entre 40,0 e 60,0	3
Entre 60,0 e 80,0	4
Entre 80,0 e 100,0	5
Entre 100,0 e 120,0	6
Entre 120,0 e 140,0	7
Entre 140,0 e 160,0	8
Entre 160,0 e 180,0	9
Entre 180,0 e 200,0	10
Entre 200,0 e 220,0	11
Entre 220,0 e 240,0	12

Classes Tempo UTI pós cirurgia

TEMPO UTI	CLASSE
Até 14 dias	1
Acima de 14 dias	2

Classes Tempo Enfermaria pós cirurgia

TEMPO ENFERMARIA	CLASSE
Até 14 dias	1
Acima de 14 dias	2

Classes Tempo total pós cirurgia

TEMPO TOTAL	CLASSE
Até 14 dias	1
Acima de 14 dias	2

APÊNDICE B

APÊNDICE B – PARÂMETROS DE TREINAMENTO DOS MODELOS

Parâmetros *Random Forest*

a) *Bootstrap:* variável *booleana,* que indica se serão utilizadas amostras de inicialização;
b) *Criterion:* função para mensurar a qualidade da divisão, podendo ser o índice gini para verificar as impurezas ou a entropia para verificar o ganho de informação;
c) *Max_depth:* profundidade máxima da árvore de decisão;
d) *Max_features:* quantidade máxima de variáveis a ser considerada para dividir um nó;
e) *Min_samples_leaf:* quantidade mínima de amostras necessárias para estar em um nó folha;
f) *Min_samples_split:* quantidade mínima de pontos a serem colocados em uma amostra antes da divisão;
g) *N_estimators:* número de árvores geradas.

***Biblioteca utilizada*:**

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

***Parâmetros*:**

```
bootstrap= True,
criterion= 'entropy',
max_depth= 10,
max_features='sqrt',
min_samples_leaf=2,
min_samples_split= 5,
n_estimators=150
```

Parâmetros *Extra Trees*

***Biblioteca utilizada*:**

```
from sklearn.ensemble import ExtraTreesClassifier
```

***Parâmetros*:**

```
    bootstrap= False,
    criterion= 'gini',
    max_depth= 100,
    max_features='auto',
    min_samples_leaf=2,
    min_samples_split= 5,
    n_estimators=100
```

Parâmetros – *Adaboost Classifier*

a) *Learning rate:* taxa de aprendizado ao algoritmo.
b) *N_estimators:* número de árvores geradas

```
Biblioteca utilizada:
    from sklearn.ensemble import AdaBoostClassifier

Parâmetros:
    learning_rate= 0.5,
    n_estimators= 200
```

Parâmetros – *Gradient Boosting Classifier*

a) *Learning rate:* taxa de aprendizado do algoritmo;
b) *Loss:* se refere a função perda a ser otimizada;
c) *Max_depth:* profundidade máxima da árvore de decisão;
d) *Max_features:* quantidade máxima de variáveis a ser considerada para dividir um nó;
e) *Min_samples_leaf:* quantidade mínima de amostras necessárias para estar em um nó folha;
f) *Min_samples_split:* quantidade mínima de pontos a serem colocados em uma amostra antes da divisão;
g) *N_estimators:* número de árvores geradas.

```
Biblioteca utilizada:
    from sklearn.ensemble import import GradientBoostingClassifier
```

***Parâmetros*:**

learning_rate = 0.05,
loss = ‘deviance’,
max_depth= 50,
max_features= ‘sqrt’,
min_samples_leaf= 1,
min_samples_split= 2,
n_estimators = 50

Parâmetros - *Support Vector Machine*

a) C: parâmetro de regularização;
b) Gamma: coeficiente do *kernel;*
c) Kernel: especificação do *kernel* a ser utilizado no algoritmo.

***Biblioteca utilizada*:**

from sklearn import svm

***Parâmetros*:**

C=10,
gamma=0.1,
kernel=’rbf’

Parâmetros – Rede neural *Multilayer Perceptron* (Algoritmo *Backpropagation*)

a) *Activation:* função ativação utilizada nas camadas ocultas;
b) *Alpha:* termo de regularização;
c) *Hidden_layer_sizes:* quantidade neurônios na camada oculta;
d) *Learning_rate:* cronograma de taxa de aprendizado para atualizar os pesos;
e) *Max_iter:* quantidade máxima de iterações;
f) *Solver:* otimizador do peso. No presente trabalho, foi utilizado o otimizador “adam”, que é um otimizador baseado no *Stochastic Gradient Descent*, o qual apresenta uma performance superior ao mesmo, além exigir menos computacionalmente.

***Biblioteca utilizada*:**

```
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
```

Parâmetros:

```
activation= 'tanh',
alpha= 0.05,
hidden_layer_sizes= (100,),
learning_rate= 0.001,
max_iter= 100,
solver= 'adam'
```

APÊNDICE C

APÊNDICE C – IMPORTÂNCIA DAS VARIÁVEIS POR MODELO

Importância das variáveis *Random Forest* - UTI

Variável	Importância
classe estatura	11,03%
Aristotele	9,32%
RACHS_1	6,91%
classe_preop_oxi_sat	6,16%
classe_peso	5,15%
classe_area_corporal	5,05%
classe_imc	4,29%
ASD	3,36%
Diagnosis_Category_1a19	3,19%
Preoperative_ICU_1Yes_0No	3,01%
classe_cpb	2,86%
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	2,82%
Prematurity_1Yes_0No	2,82%
classe_anoxia	2,41%
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	2,25%
classe_postop_hematocrit	2,12%
classe_preop_hematocrit	2,10%
classe_idade	1,98%
Surgeon	1,95%
Gender_1Male_2Female	1,88%
classe_isquemia	1,73%
Cardiomyopathy	1,54%
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	1,45%
classe_lactate	1,33%
tipo_CC	1,30%
Num_internacoes_previas_Adm1	1,21%
classe_vis	0,93%
Numbers_of_previous_surgeries	0,80%
VSD	0,71%
procedencia	0,63%
Previous_surgeries_1Yes_0No	0,63%
Single_Ventricle	0,53%
TOF	0,52%
Intraoperative_Echo	0,51%
classe_tempo_preop	0,45%
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,40%
Down_Syndrome	0,37%
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	0,35%
AVCanal	0,30%

Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,27%
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,26%
CPB_1Yes_0No	0,26%
Patent_ductus_arteriosus	0,22%
Transposition_Great _Arteries	0,22%
Pulmonary_Atresia	0,21%
classe_vis_24h	0,21%
Intraoperative_Bleeding	0,21%
Intraoperative_Arrhythmia	0,15%
Aortic_Valve_disease	0,15%
Preoperative_hypothyroidism	0,15%
Preoperative_mechanical_ventilation	0,14%
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,13%
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,12%
classe_pct	0,10%
Preoperative_neurological_complication	0,08%
HLHS	0,08%
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,07%
Preoperative_arrhythmia	0,06%
DORV	0,05%
Congenitally_corrected	0,05%
Mitral_Valve_disease	0,05%
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,04%
Pulmonary_Valve_disease	0,04%
Truncus	0,03%
Preoperative_seizure	0,03%
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,03%
Aortopulmonary_window	0,03%
Preoperative_Resuscitation	0,02%
Preoperative_Inotrope_therapy	0,02%
Tricuspid_Valve_disease	0,02%
Preoperative_sepsis	0,02%
Ebst ein_Anomaly	0,02%
Preoperative_endocarditis	0,01%
CPB_return	0,01%
Other_Chromosomal_Syndrome	0,01%
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,01%
DiGeorge_Syndrome	0,00%
Preoperative_gastrostomy	0,00%
Preoperative_ECMO_VAD	0,00%
Coronary_Artery_Anomalies	0,00%
Miscellaneous	0,00%
Preoperative_Tracheostomy	0,00%
Imperforate_ anus	0,00%
Preoperative_renal_disfunction	0,00%

Omphalocele	0,00%
Esophageal_ atresia	0,00%
Preoperative_diabetes	0,00%
Interrupted_aortic_ arch	0,00%
Shone_Syndrome	0,00%
Noonan_Syndrome	0,00%
FendaPalatina_LabioLeporino	0,00%
Aortic_aneurysm	0,00%
Electrophysiological	0,00%
LV_Aorta_Tunnel	0,00%
reop_mesma_admissao_adm1	0,00%
Diaphragmatic_ hernia	0,00%
Tracheoesophageal_ fistula	0,00%
Edwards_Syndrome	0,00%
Willians_Syndrome	0,00%
Turnner_Syndrome	0,00%
Vascular_rings_Slings	0,00%
RVOT_obstruction	0,00%
Cor_Triatriatum	0,00%
ECMO_at_surgery	0,00%

Importância das variáveis *Random Forest* - Enfermaria

Variável	**Importância**
Aristotele	9,10%
RACHS_1	7,12%
classe estatura	5,93%
Gender_1Male_2Female	5,78%
classe_preop_oxi_sat	5,64%
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	5,35%
ASD	5,20%
Diagnosis_Category_1a19	3,90%
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	3,24%
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	2,79%
Surgeon	2,56%
classe_postop_hematocrit	2,26%
Prematurity_1Yes_0No	2,22%
Intraoperative_Echo	2,21%
classe_preop_hematocrit	2,11%
classe_area_corporal	2,09%
Cardiomyopathy	2,03%
classe_peso	2,00%
classe_lactate	2,00%
classe_cpb	1,95%

classe_imc	1,91%
classe_anoxia	1,90%
Num_internacoes_previas_Adm1	1,69%
classe_idade	1,56%
VSD	1,55%
classe_isquemia	1,37%
AVCanal	1,09%
Numbers_of_previous_surgeries	1,00%
classe_vis	0,89%
Preoperative_ICU_1Yes_0No	0,78%
TOF	0,75%
Single_Ventricle	0,73%
CPB_1Yes_0No	0,68%
procedencia	0,68%
tipo_CC	0,67%
Down_Syndrome	0,66%
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,54%
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,47%
Pulmonary_Atresia	0,43%
Previous_surgeries_1Yes_0No	0,43%
classe_vis_24h	0,38%
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,34%
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,27%
Transposition_Great _Arteries	0,26%
Aortic_Valve_disease	0,25%
classe_tempo_preop	0,24%
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	0,22%
Intraoperative_Arrhythmia	0,22%
Patent_ductus_arteriosus	0,22%
Intraoperative_Bleeding	0,20%
Preoperative_mechanical_ventilation	0,20%
Mitral_Valve_disease	0,18%
Pulmonary_Valve_disease	0,14%
Preoperative_hypothyroidism	0,14%
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,13%
Preoperative_neurological_complication	0,13%
HLHS	0,11%
classe_pct	0,11%
Preoperative_sepsis	0,10%
DORV	0,09%
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,08%
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,07%
Preoperative_arrhythmia	0,07%
Preoperative_Resuscitation	0,06%
Preoperative_renal_disfunction	0,06%

Tricuspid_Valve_disease	0,05%
CPB_return	0,05%
Truncus	0,04%
Preoperative_endocarditis	0,04%
Preoperative_seizure	0,04%
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,04%
Coronary_Artery_Anomalies	0,04%
Preoperative_Inotrope_therapy	0,03%
Ebstein_Anomaly	0,02%
Congenitally_corrected	0,02%
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,02%
Other_Chromosomal_Syndrome	0,02%
DiGeorge_Syndrome	0,01%
Aortopulmonary_window	0,01%
Miscellaneous	0,01%
Shone_Syndrome	0,01%
Preoperative_gastrostomy	0,01%
ECMO_at_surgery	0,00%
Interrupted_aortic_ arch	0,00%
Cor_Triatriatum	0,00%
Preoperative_Tracheostomy	0,00%
reop_mesma_admissao_adm1	0,00%
Noonan_Syndrome	0,00%
FendaPalatina_LabioLeporino	0,00%
Preoperative_ECMO_VAD	0,00%
Electrophysiological	0,00%
Aortic_aneurysm	0,00%
LV_Aorta_Tunnel	0,00%
Vascular_rings_Slings	0,00%
Omphalocele	0,00%
Diaphragmatic_ hernia	0,00%
Tracheoesophageal_ fistula	0,00%
Imperforate_ anus	0,00%
Esophageal_ atresia	0,00%
Edwards_Syndrome	0,00%
Willians_Syndrome	0,00%
RVOT_obstruction	0,00%
Turnner_Syndrome	0,00%
Preoperative_diabetes	0,00%

Importância das variáveis *Extra Trees* - UTI

Variável	**Importância**
classe estatura	9,44%
Preoperative_ICU_1Yes_0No	5,95%

ASD	5,78%
classe_preop_oxi_sat	4,06%
classe_imc	3,99%
Prematurity_1Yes_0No	3,96%
Aristotele	3,41%
Gender_1Male_2Female	3,19%
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	3,18%
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	3,16%
classe_area_corporal	3,15%
RACHS_1	2,82%
classe_peso	2,74%
VSD	2,45%
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	2,35%
classe_cpb	2,35%
classe_isquemia	2,23%
Diagnosis_Category_1a19	2,18%
TOF	2,16%
Cardiomyopathy	2,14%
classe_anoxia	2,02%
Surgeon	1,91%
Previous_surgeries_1Yes_0No	1,78%
classe_postop_hematocrit	1,48%
classe_preop_hematocrit	1,46%
Single_Ventricle	1,34%
classe_lactate	1,24%
classe_idade	1,22%
Num_internacoes_previas_Adm1	1,21%
Intraoperative_Echo	1,14%
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	1,01%
tipo_CC	1,00%
classe_vis	0,91%
Numbers_of_previous_surgeries	0,88%
Patent_ductus_arteriosus	0,76%
CPB_1Yes_0No	0,69%
Transposition_Great _Arteries	0,67%
AVCanal	0,66%
Aortic_Valve_disease	0,64%
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,61%
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,57%
Down_Syndrome	0,56%
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,50%
Pulmonary_Atresia	0,47%
procedencia	0,41%
Intraoperative_Bleeding	0,35%
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,33%

classe_vis_24h	0,32%
classe_tempo_preop	0,30%
Intraoperative_Arrhythmia	0,25%
Preoperative_hypothyroidism	0,23%
Preoperative_mechanical_ventilation	0,23%
Mitral_Valve_disease	0,21%
DORV	0,20%
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,19%
HLHS	0,15%
Pulmonary_Valve_disease	0,14%
Aortopulmonary_window	0,13%
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,12%
Preoperative_neurological_complication	0,10%
Shone_Syndrome	0,10%
classe_pct	0,08%
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,08%
Truncus	0,08%
Preoperative_arrhythmia	0,07%
Preoperative_Inotrope_therapy	0,05%
Congenitally_corrected	0,05%
Preoperative_Resuscitation	0,04%
Preoperative_endocarditis	0,04%
Preoperative_seizure	0,04%
Coronary_Artery_Anomalies	0,04%
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,04%
Preoperative_gastrostomy	0,04%
Tricuspid_Valve_disease	0,03%
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,03%
Preoperative_sepsis	0,02%
CPB_return	0,02%
Ebstein_Anomaly	0,02%
Noonan_Syndrome	0,01%
DiGeorge_Syndrome	0,01%
Interrupted_aortic_ arch	0,01%
Other_Chromosomal_Syndrome	0,01%
Preoperative_Tracheostomy	0,01%
Miscellaneous	0,00%
Turnner_Syndrome	0,00%
Cor_Triatriatum	0,00%
Preoperative_renal_disfunction	0,00%
Esophageal_ atresia	0,00%
ECMO_at_surgery	0,00%
FendaPalatina_LabioLeporino	0,00%
Willians_Syndrome	0,00%
Preoperative_diabetes	0,00%

Imperforate_ anus	0,00%
Electrophysiological	0,00%
RVOT_obstruction	0,00%
reop_mesma_admissao_adm1	0,00%
Aortic_aneurysm	0,00%
LV_Aorta_Tunnel	0,00%
Omphalocele	0,00%
Diaphragmatic_ hernia	0,00%
Tracheoesophageal_ fistula	0,00%
Edwards_Syndrome	0,00%
Vascular_rings_Slings	0,00%
Preoperative_ECMO_VAD	0,00%

Importância das variáveis *Extra Trees* - Enfermaria

Variável	**Importância**
ASD	6,71%
Gender_1Male_2Female	6,59%
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	6,18%
RACHS_1	3,63%
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	3,38%
classe estatura	3,31%
Aristotele	3,29%
Prematurity_1Yes_0No	3,29%
Cardiomyopathy	3,27%
VSD	3,10%
Surgeon	3,09%
Diagnosis_Category_1a19	3,03%
classe_preop_oxi_sat	2,92%
Intraoperative_Echo	2,87%
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	2,69%
TOF	2,26%
classe_imc	2,22%
classe_postop_hematocrit	1,89%
Preoperative_ICU_1Yes_0No	1,73%
AVCanal	1,71%
classe_preop_hematocrit	1,67%
classe_anoxia	1,66%
classe_area_corporal	1,66%
classe_cpb	1,64%
classe_lactate	1,56%
Num_internacoes_previas_Adm1	1,42%
classe_peso	1,35%

Previous_surgeries_1Yes_0No	1,26%
classe_idade	1,25%
classe_isquemia	1,25%
Numbers_of_previous_surgeries	1,13%
Single_Ventricle	1,08%
CPB_1Yes_0No	1,04%
Aortic_Valve_disease	0,92%
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	0,91%
classe_vis	0,90%
tipo_CC	0,81%
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,78%
Pulmonary_Atresia	0,75%
Down_Syndrome	0,71%
Patent_ductus_arteriosus	0,71%
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,65%
procedencia	0,58%
Mitral_Valve_disease	0,55%
Transposition_Great _Arteries	0,51%
Pulmonary_Valve_disease	0,49%
Intraoperative_Arrhythmia	0,47%
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,47%
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,44%
classe_vis_24h	0,37%
Intraoperative_Bleeding	0,34%
Preoperative_mechanical_ventilation	0,29%
DORV	0,28%
Preoperative_hypothyroidism	0,27%
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,25%
classe_tempo_preop	0,19%
Preoperative_neurological_complication	0,17%
HLHS	0,16%
Preoperative_sepsis	0,15%
Truncus	0,15%
Tricuspid_Valve_disease	0,13%
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,12%
Congenitally_corrected	0,11%
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,10%
Coronary_Artery_Anomalies	0,10%
Preoperative_Inotrope_therapy	0,09%
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,09%
Preoperative_arrhythmia	0,09%
CPB_return	0,08%
Preoperative_Resuscitation	0,08%
Preoperative_renal_disfunction	0,08%
classe_pct	0,07%

Preoperative_seizure	0,07%
Aortopulmonary_window	0,06%
Preoperative_endocarditis	0,05%
DiGeorge_Syndrome	0,04%
Miscellaneous	0,04%
Shone_Syndrome	0,04%
Noonan_Syndrome	0,02%
Cor_Triatriatum	0,02%
Ebstein_Anomaly	0,02%
Preoperative_gastrostomy	0,01%
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,01%
Interrupted_aortic_ arch	0,01%
Aortic_aneurysm	0,01%
Omphalocele	0,01%
Other_Chromosomal_Syndrome	0,01%
Electrophysiological	0,01%
Preoperative_ECMO_VAD	0,01%
Turnner_Syndrome	0,00%
FendaPalatina_LabioLeporino	0,00%
Willians_Syndrome	0,00%
Preoperative_diabetes	0,00%
Imperforate_ anus	0,00%
ECMO_at_surgery	0,00%
Preoperative_Tracheostomy	0,00%
reop_mesma_admissao_adm1	0,00%
Diaphragmatic_ hernia	0,00%
Tracheoesophageal_ fistula	0,00%
Esophageal_ atresia	0,00%
RVOT_obstruction	0,00%
LV_Aorta_Tunnel	0,00%
Vascular_rings_Slings	0,00%
Edwards_Syndrome	0,00%

Importância das variáveis *Gradient Boosting Classifier* - UTI

Variável	**Importância**
classe estatura	8,77%
Aristotele	8,17%
classe_preop_oxi_sat	5,45%
classe_imc	4,54%
RACHS_1	4,44%
Prematurity_1Yes_0No	4,07%
classe_area_corporal	4,04%
classe_postop_hematocrit	3,58%
Diagnosis_Category_1a19	3,28%

classe_peso	3,13%
Surgeon	3,01%
classe_preop_hematocrit	2,97%
Preoperative_ICU_1Yes_0No	2,96%
classe_anoxia	2,95%
classe_cpb	2,93%
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	2,54%
Gender_1Male_2Female	2,38%
classe_lactate	2,27%
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	1,98%
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	1,94%
classe_idade	1,91%
classe_isquemia	1,71%
Num_internacoes_previas_Adm1	1,51%
classe_vis	1,30%
tipo_CC	1,29%
ASD	1,07%
VSD	0,98%
Previous_surgeries_1Yes_0No	0,97%
Cardiomyopathy	0,94%
Intraoperative_Echo	0,92%
TOF	0,83%
classe_tempo_preop	0,81%
Numbers_of_previous_surgeries	0,74%
procedencia	0,69%
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,58%
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	0,51%
Down_Syndrome	0,49%
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,48%
Single_Ventricle	0,47%
classe_vis_24h	0,46%
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,43%
CPB_1Yes_0No	0,41%
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,37%
AVCanal	0,35%
Intraoperative_Bleeding	0,30%
Patent_ductus_arteriosus	0,29%
Pulmonary_Atresia	0,28%
Intraoperative_Arrhythmia	0,27%
Preoperative_hypothyroidism	0,24%
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,20%
Aortic_Valve_disease	0,18%
Preoperative_mechanical_ventilation	0,18%
Transposition_Great _Arteries	0,17%
Mitral_Valve_disease	0,16%

Preoperative_neurological_complication	0,16%
DORV	0,12%
Aortopulmonary_window	0,11%
classe_pct	0,11%
Preoperative_Resuscitation	0,11%
Preoperative_seizure	0,11%
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,10%
Preoperative_endocarditis	0,09%
Preoperative_arrhythmia	0,09%
Congenitally_corrected	0,09%
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,08%
CPB_return	0,08%
HLHS	0,07%
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,07%
Preoperative_Inotrope_therapy	0,06%
Truncus	0,06%
Shone_Syndrome	0,06%
Preoperative_gastrostomy	0,06%
Pulmonary_Valve_disease	0,05%
Preoperative_sepsis	0,05%
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,05%
Interrupted_aortic_ arch	0,04%
Preoperative_renal_disfunction	0,04%
Diaphragmatic_ hernia	0,03%
Tricuspid_Valve_disease	0,02%
Other_Chromosomal_Syndrome	0,02%
Preoperative_Tracheostomy	0,02%
Cor_Triatriatum	0,02%
ECMO_at_surgery	0,02%
Aortic_aneurysm	0,02%
Turnner_Syndrome	0,02%
RVOT_obstruction	0,02%
Omphalocele	0,02%
DiGeorge_Syndrome	0,01%
Esophageal_ atresia	0,01%
Ebstein_Anomaly	0,01%
Willians_Syndrome	0,01%
Miscellaneous	0,01%
LV_Aorta_Tunnel	0,01%
Coronary_Artery_Anomalies	0,01%
Noonan_Syndrome	0,01%
Vascular_rings_Slings	0,00%
Imperforate_ anus	0,00%
Tracheoesophageal_ fistula	0,00%
FendaPalatina_LabioLeporino	0,00%

Preoperative_ECMO_VAD	0,00%
Electrophysiological	0,00%
reop_mesma_admissao_adm1	0,00%
Preoperative_diabetes	0,00%
Edwards_Syndrome	0,00%

Importância das variáveis *Adaboost Classifier* - UTI

Variável	**Importância**
RACHS_1	16,00%
Aristotele	7,20%
classe estatura	5,60%
classe_imc	4,40%
classe_peso	4,40%
classe_idade	4,40%
VSD	3,60%
classe_isquemia	3,60%
TOF	3,20%
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	2,80%
classe_lactate	2,40%
classe_postop_hematocrit	2,00%
procedencia	2,00%
classe_cpb	2,00%
AVCanal	2,00%
ASD	2,00%
classe_vis	1,60%
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	1,60%
Num_internacoes_previas_Adm1	1,60%
classe_anoxia	1,20%
ECMO_at_surgery	1,20%
Gender_1Male_2Female	1,20%
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	1,20%
Prematurity_1Yes_0No	1,20%
Pulmonary_Atresia	1,20%
Aortic_Valve_disease	1,20%
Surgeon	1,20%
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,80%
Intraoperative_Echo	0,80%
classe_vis_24h	0,80%
classe_pct	0,80%
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,80%
Preoperative_arrhythmia	0,80%
Shone_Syndrome	0,80%
Patent_ductus_arteriosus	0,80%
Pulmonary_Valve_disease	0,80%

classe_preop_oxi_sat	0,80%
Single_Ventricle	0,40%
Transposition_Great _Arteries	0,40%
Interrupted_aortic_ arch	0,40%
Preoperative_renal_disfunction	0,40%
Preoperative_ECMO_VAD	0,40%
Preoperative_endocarditis	0,40%
classe_area_corporal	0,40%
classe_tempo_preop	0,40%
Preoperative_Tracheostomy	0,40%
tipo_CC	0,40%
Imperforate_ anus	0,40%
Cor_Triatriatum	0,40%
Truncus	0,40%
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,40%
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,40%
Noonan_Syndrome	0,40%
Aortic_aneurysm	0,40%
classe_preop_hematocrit	0,40%
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,40%
Tricuspid_Valve_disease	0,40%
Aortopulmonary_window	0,40%
Previous_surgeries_1Yes_0No	0,40%
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	0,40%
Mitral_Valve_disease	0,40%
Tracheoesophageal_ fistula	0,40%
Intraoperative_Arrhythmia	0,00%
DORV	0,00%
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,00%
Preoperative_diabetes	0,00%
Diagnosis_Category_1a19	0,00%
Preoperative_hypothyroidism	0,00%
Cardiomyopathy	0,00%
Preoperative_mechanical_ventilation	0,00%
Preoperative_Inotrope_therapy	0,00%
Preoperative_Resuscitation	0,00%
Omphalocele	0,00%
Vascular_rings_Slings	0,00%
Electrophysiological	0,00%
Ebstein_Anomaly	0,00%
CPB_return	0,00%
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,00%
RVOT_obstruction	0,00%
Miscellaneous	0,00%
Congenitally_corrected	0,00%

Intraoperative_Bleeding	0,00%
Coronary_Artery_Anomalies	0,00%
LV_Aorta_Tunnel	0,00%
Diaphragmatic_ hernia	0,00%
FendaPalatina_LabioLeporino	0,00%
Preoperative_seizure	0,00%
reop_mesma_admissao_adm1	0,00%
CPB_1Yes_0No	0,00%
Preoperative_ICU_1Yes_0No	0,00%
Preoperative_gastrostomy	0,00%
Numbers_of_previous_surgeries	0,00%
Preoperative_sepsis	0,00%
Down_Syndrome	0,00%
DiGeorge_Syndrome	0,00%
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,00%
Willians_Syndrome	0,00%
Esophageal_ atresia	0,00%
Preoperative_neurological_complication	0,00%
Turnner_Syndrome	0,00%
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,00%
Edwards_Syndrome	0,00%
Other_Chromosomal_Syndrome	0,00%
HLHS	0,00%

Importância das variáveis *Adaboost Classifier* - Enfermaria

Variável	**Importância**
RACHS_1	24,00%
classe_preop_oxi_sat	6,00%
AVCanal	6,00%
Aristotele	6,00%
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	6,00%
Gender_1Male_2Female	6,00%
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	6,00%
Intraoperative_Echo	6,00%
classe estatura	4,00%
Prematurity_1Yes_0No	4,00%
TOF	4,00%
VSD	4,00%
ASD	4,00%
classe_isquemia	2,00%
classe_postop_hematocrit	2,00%
Surgeon	2,00%
Transposition_Great _Arteries	2,00%
Pulmonary_Atresia	2,00%

Maternal_Diabetess_1Yes_0No	2,00%
classe_imc	2,00%
procedencia	0,00%
Preoperative_Resuscitation	0,00%
Vascular_rings_Slings	0,00%
Shone_Syndrome	0,00%
LV_Aorta_Tunnel	0,00%
Electrophysiological	0,00%
Single_Ventricle	0,00%
Pulmonary_Valve_disease	0,00%
tipo_CC	0,00%
Interrupted_aortic_ arch	0,00%
RVOT_obstruction	0,00%
reop_mesma_admissao_adm1	0,00%
HLHS	0,00%
DORV	0,00%
Coronary_Artery_Anomalies	0,00%
Cor_Triatriatum	0,00%
Congenitally_corrected	0,00%
Miscellaneous	0,00%
Preoperative_arrhythmia	0,00%
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	0,00%
Preoperative_Inotrope_therapy	0,00%
Preoperative_hypothyroidism	0,00%
classe_tempo_preop	0,00%
classe_area_corporal	0,00%
classe_anoxia	0,00%
classe_pct	0,00%
classe_peso	0,00%
classe_idade	0,00%
Preoperative_ICU_1Yes_0No	0,00%
Preoperative_ECMO_VAD	0,00%
Preoperative_gastrostomy	0,00%
Preoperative_Tracheostomy	0,00%
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,00%
Preoperative_renal_disfunction	0,00%
Preoperative_neurological_complication	0,00%
Preoperative_seizure	0,00%
Preoperative_sepsis	0,00%
Preoperative_endocarditis	0,00%
Preoperative_diabetes	0,00%
Preoperative_mechanical_ventilation	0,00%
CPB_1Yes_0No	0,00%
classe_lactate	0,00%
Patent_ductus_arteriosus	0,00%

Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,00%
Other_Chromosomal_Syndrome	0,00%
Noonan_Syndrome	0,00%
Edwards_Syndrome	0,00%
Willians_Syndrome	0,00%
Turnner_Syndrome	0,00%
DiGeorge_Syndrome	0,00%
Down_Syndrome	0,00%
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,00%
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,00%
Numbers_of_previous_surgeries	0,00%
Num_internacoes_previas_Adm1	0,00%
Previous_surgeries_1Yes_0No	0,00%
Intraoperative_Bleeding	0,00%
Intraoperative_Arrhythmia	0,00%
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,00%
CPB_return	0,00%
ECMO_at_surgery	0,00%
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,00%
Esophageal_ atresia	0,00%
Imperforate_ anus	0,00%
Tracheoesophageal_ fistula	0,00%
Aortopulmonary_window	0,00%
Ebstein_Anomaly	0,00%
Tricuspid_Valve_disease	0,00%
Mitral_Valve_disease	0,00%
Aortic_Valve_disease	0,00%
Aortic_aneurysm	0,00%
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,00%
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,00%
classe_vis	0,00%
Cardiomyopathy	0,00%
Diagnosis_Category_1a19	0,00%
classe_vis_24h	0,00%
classe_preop_hematocrit	0,00%
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,00%
FendaPalatina_LabioLeporino	0,00%
Omphalocele	0,00%
Diaphragmatic_ hernia	0,00%
Truncus	0,00%
classe_cpb	0,00%

Importância das variáveis *Gradient Boosting Classifier* - Enfermaria

Variável	Importância
Aristotele	8,60%
RACHS_1	5,26%
classe estatura	5,25%
classe_preop_oxi_sat	4,92%
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	4,63%
Gender_1Male_2Female	4,07%
classe_postop_hematocrit	3,68%
Diagnosis_Category_1a19	3,65%
Surgeon	3,55%
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	3,50%
ASD	3,41%
classe_preop_hematocrit	2,96%
classe_cpb	2,83%
classe_anoxia	2,79%
classe_imc	2,66%
classe_lactate	2,56%
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	2,38%
classe_peso	2,11%
classe_area_corporal	1,99%
Num_internacoes_previas_Adm1	1,83%
Prematurity_1Yes_0No	1,83%
classe_idade	1,60%
VSD	1,52%
Intraoperative_Echo	1,34%
classe_vis	1,31%
Preoperative_ICU_1Yes_0No	1,25%
AVCanal	1,22%
Numbers_of_previous_surgeries	1,15%
procedencia	1,08%
tipo_CC	0,91%
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,89%
classe_isquemia	0,89%
CPB_1Yes_0No	0,87%
TOF	0,70%
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,59%
Single_Ventricle	0,53%
Pulmonary_Atresia	0,52%
Previous_surgeries_1Yes_0No	0,50%
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,50%
classe_vis_24h	0,48%
Cardiomyopathy	0,48%
Aortic_Valve_disease	0,43%

Down_Syndrome	0,42%
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,34%
Intraoperative_Arrhythmia	0,33%
Transposition_Great _Arteries	0,31%
classe_tempo_preop	0,31%
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	0,30%
Intraoperative_Bleeding	0,28%
Preoperative_hypothyroidism	0,26%
classe_pct	0,26%
Mitral_Valve_disease	0,23%
Preoperative_mechanical_ventilation	0,23%
Preoperative_sepsis	0,22%
DORV	0,18%
CPB_return	0,18%
Truncus	0,18%
Preoperative_Resuscitation	0,18%
Patent_ductus_arteriosus	0,17%
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,15%
Pulmonary_Valve_disease	0,15%
Preoperative_neurological_complication	0,14%
Preoperative_Inotrope_therapy	0,14%
Preoperative_renal_disfunction	0,13%
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,11%
HLHS	0,10%
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,10%
Tricuspid_Valve_disease	0,10%
Congenitally_corrected	0,09%
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,09%
Preoperative_seizure	0,09%
Aortopulmonary_window	0,09%
ECMO_at_surgery	0,08%
Ebstein_Anomaly	0,08%
DiGeorge_Syndrome	0,07%
Coronary_Artery_Anomalies	0,07%
Preoperative_arrhythmia	0,06%
Preoperative_endocarditis	0,06%
Turnner_Syndrome	0,05%
Interrupted_aortic_ arch	0,05%
FendaPalatina_LabioLeporino	0,05%
Preoperative_gastrostomy	0,05%
Shone_Syndrome	0,04%
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,04%
Miscellaneous	0,04%
Cor_Triatriatum	0,03%
LV_Aorta_Tunnel	0,03%

Tracheoesophageal_ fistula	0,02%
Other_Chromosomal_Syndrome	0,02%
Preoperative_Tracheostomy	0,02%
Electrophysiological	0,02%
Imperforate_ anus	0,02%
Aortic_aneurysm	0,01%
reop_mesma_admissao_adm1	0,01%
Esophageal_ atresia	0,01%
Omphalocele	0,01%
Noonan_Syndrome	0,01%
Vascular_rings_Slings	0,00%
Diaphragmatic_ hernia	0,00%
Preoperative_ECMO_VAD	0,00%
RVOT_obstruction	0,00%
Preoperative_diabetes	0,00%
Willians_Syndrome	0,00%
Edwards_Syndrome	0,00%

Importância das variáveis consolidado - Modelos UTI

Variável	Random Forest	Gradient Boosting	AdaBoost	Extra Trees
classe estatura	0,110	0,088	0,056	0,094
Aristotele	0,093	0,082	0,072	0,034
RACHS_1	0,069	0,044	0,16	0,028
classe_preop_oxi_sat	0,062	0,054	0,008	0,041
classe_peso	0,052	0,031	0,044	0,027
classe_area_corporal	0,051	0,040	0,004	0,032
classe_imc	0,043	0,045	0,044	0,040
ASD	0,034	0,011	0,02	0,058
Diagnosis_Category_1a19	0,032	0,033	0	0,022
Preoperative_ICU_1Yes_0No	0,030	0,030	0	0,060
classe_cpb	0,029	0,029	0,02	0,023
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	0,028	0,025	0,016	0,032
Prematurity_1Yes_0No	0,028	0,041	0,012	0,040
classe_anoxia	0,024	0,030	0,012	0,020
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	0,022	0,020	0,012	0,032
classe_postop_hematocrit	0,021	0,036	0,02	0,015
classe_preop_hematocrit	0,021	0,030	0,004	0,015
classe_idade	0,020	0,019	0,044	0,012
Surgeon	0,020	0,030	0,012	0,019
Gender_1Male_2Female	0,019	0,024	0,012	0,032
classe_isquemia	0,017	0,017	0,036	0,022
Cardiomyopathy	0,015	0,009	0	0,021

provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	0,014	0,019	0,004	0,024
classe_lactate	0,013	0,023	0,024	0,012
tipo_CC	0,013	0,013	0,004	0,010
Num_internacoes_previas_Adm1	0,012	0,015	0,016	0,012
classe_vis	0,009	0,013	0,016	0,009
Numbers_of_previous_surgeries	0,008	0,007	0	0,009
VSD	0,007	0,010	0,036	0,024
procedencia	0,006	0,007	0,02	0,004
Previous_surgeries_1Yes_0No	0,006	0,010	0,004	0,018
Single_Ventricle	0,005	0,005	0,004	0,013
TOF	0,005	0,008	0,032	0,022
Intraoperative_Echo	0,005	0,009	0,008	0,011
classe_tempo_preop	0,005	0,008	0,004	0,003
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,004	0,006	0,004	0,005
Down_Syndrome	0,004	0,005	0	0,006
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	0,004	0,005	0,028	0,010
AVCanal	0,003	0,003	0,02	0,007
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,003	0,004	0	0,002
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,003	0,005	0	0,006
CPB_1Yes_0No	0,003	0,004	0	0,007
Patent_ductus_arteriosus	0,002	0,003	0,008	0,008
Transposition_Great _Arteries	0,002	0,002	0,004	0,007
Pulmonary_Atresia	0,002	0,003	0,012	0,005
classe_vis_24h	0,002	0,005	0,008	0,003
Intraoperative_Bleeding	0,002	0,003	0	0,003
Intraoperative_Arrhythmia	0,002	0,003	0	0,003
Aortic_Valve_disease	0,001	0,002	0,012	0,006
Preoperative_hypothyroidism	0,001	0,002	0	0,002
Preoperative_mechanical_ventilation	0,001	0,002	0	0,002
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,001	0,001	0,004	0,006
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,001	0,004	0,008	0,003
classe_pct	0,001	0,001	0,008	0,001
Preoperative_neurological_complication	0,001	0,002	0	0,001
HLHS	0,001	0,001	0	0,001
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,001	0,002	0,004	0,001
Preoperative_arrhythmia	0,001	0,001	0,008	0,001
DORV	0,001	0,001	0	0,002
Congenitally_corrected	0,000	0,001	0	0,000
Mitral_Valve_disease	0,000	0,002	0,004	0,002
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,000	0,001	0,008	0,000
Pulmonary_Valve_disease	0,000	0,001	0,008	0,001
Truncus	0,000	0,001	0,004	0,001
Preoperative_seizure	0,000	0,001	0	0,000
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,000	0,001	0	0,001
Aortopulmonary_window	0,000	0,001	0,004	0,001

Preoperative_Resuscitation	0,000	0,001	0	0,000
Preoperative_Inotrope_therapy	0,000	0,001	0	0,000
Tricuspid_Valve_disease	0,000	0,000	0,004	0,000
Preoperative_sepsis	0,000	0,000	0	0,000
Ebstein_Anomaly	0,000	0,000	0	0,000
Preoperative_endocarditis	0,000	0,001	0,004	0,000
CPB_return	0,000	0,001	0	0,000
Other_Chromosomal_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,000	0,000	0	0,000
Preoperative_gastrostomy	0,000	0,001	0	0,000
DiGeorge_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
Coronary_Artery_Anomalies	0,000	0,000	0	0,000
Miscellaneous	0,000	0,000	0	0,000
Preoperative_ECMO_VAD	0,000	0,000	0,004	0,000
Cor_Triatriatum	0,000	0,000	0,004	0,000
Preoperative_renal_disfunction	0,000	0,000	0,004	0,000
Shone_Syndrome	0,000	0,001	0,008	0,001
Vascular_rings_Slings	0,000	0,000	0	0,000
LV_Aorta_Tunnel	0,000	0,000	0	0,000
Electrophysiological	0,000	0,000	0	0,000
Interrupted_aortic_ arch	0,000	0,000	0,004	0,000
RVOT_obstruction	0,000	0,000	0	0,000
reop_mesma_admissao_adm1	0,000	0,000	0	0,000
Preoperative_Tracheostomy	0,000	0,000	0,004	0,000
Preoperative_diabetes	0,000	0,000	0	0,000
Noonan_Syndrome	0,000	0,000	0,004	0,000
Edwards_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
Willians_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
Turnner_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
ECMO_at_surgery	0,000	0,000	0,012	0,000
Esophageal_ atresia	0,000	0,000	0	0,000
Tracheoesophageal_ fistula	0,000	0,000	0,004	0,000
Aortic_aneurysm	0,000	0,000	0,004	0,000
Imperforate_ anus	0,000	0,000	0,004	0,000
FendaPalatina_LabioLeporino	0,000	0,000	0	0,000
Omphalocele	0,000	0,000	0	0,000
Diaphragmatic_ hernia	0,000	0,000	0	0,000

Importância das variáveis consolidado - Modelos Enfermaria

Variável	Random Forest	Gradient Boosting	AdaBoost	Extra Trees
Aristotele	0,091	0,086	0,06	0,033
RACHS_1	0,071	0,053	0,24	0,036
classe estatura	0,059	0,053	0,04	0,033

Gender_1Male_2Female	0,058	0,041	0,06	0,066
classe_preop_oxi_sat	0,056	0,049	0,06	0,029
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	0,054	0,046	0,06	0,062
ASD	0,052	0,034	0,04	0,067
Diagnosis_Category_1a19	0,039	0,036	0	0,030
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	0,032	0,024	0,02	0,027
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	0,028	0,035	0,06	0,034
Surgeon	0,026	0,035	0,02	0,031
classe_postop_hematocrit	0,023	0,037	0,02	0,019
Prematurity_1Yes_0No	0,022	0,018	0,04	0,033
Intraoperative_Echo	0,022	0,013	0,06	0,029
classe_preop_hematocrit	0,021	0,030	0	0,017
classe_area_corporal	0,021	0,020	0	0,017
Cardiomyopathy	0,020	0,005	0	0,033
classe_peso	0,020	0,021	0	0,014
classe_lactate	0,020	0,026	0	0,016
classe_cpb	0,019	0,028	0	0,016
classe_imc	0,019	0,027	0,02	0,022
classe_anoxia	0,019	0,028	0	0,017
Num_internacoes_previas_Adm1	0,017	0,018	0	0,014
classe_idade	0,016	0,016	0	0,013
VSD	0,015	0,015	0,04	0,031
classe_isquemia	0,014	0,009	0,02	0,012
AVCanal	0,011	0,012	0,06	0,017
Numbers_of_previous_surgeries	0,010	0,011	0	0,011
classe_vis	0,009	0,013	0	0,009
Preoperative_ICU_1Yes_0No	0,008	0,012	0	0,017
TOF	0,007	0,007	0,04	0,023
Single_Ventricle	0,007	0,005	0	0,011
CPB_1Yes_0No	0,007	0,009	0	0,010
procedencia	0,007	0,011	0	0,006
tipo_CC	0,007	0,009	0	0,008
Down_Syndrome	0,007	0,004	0	0,007
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	0,005	0,009	0	0,008
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	0,005	0,005	0	0,004
Pulmonary_Atresia	0,004	0,005	0,02	0,008
Previous_surgeries_1Yes_0No	0,004	0,005	0	0,013
classe_vis_24h	0,004	0,005	0	0,004
Preoperative_pulmonary_hypertension	0,003	0,006	0	0,005
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	0,003	0,003	0	0,002
Transposition_Great _Arteries	0,003	0,003	0,02	0,005
Aortic_Valve_disease	0,003	0,004	0	0,009
classe_tempo_preop	0,002	0,003	0	0,002
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	0,002	0,003	0	0,009
Intraoperative_Arrhythmia	0,002	0,003	0	0,005
Patent_ductus_arteriosus	0,002	0,002	0	0,007
Intraoperative_Bleeding	0,002	0,003	0	0,003
Preoperative_mechanical_ventilation	0,002	0,002	0	0,003
Mitral_Valve_disease	0,002	0,002	0	0,006
Pulmonary_Valve_disease	0,001	0,001	0	0,005
Preoperative_hypothyroidism	0,001	0,003	0	0,003
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,001	0,002	0	0,007
Preoperative_neurological_complication	0,001	0,001	0	0,002
HLHS	0,001	0,001	0	0,002
classe_pct	0,001	0,003	0	0,001
Preoperative_sepsis	0,001	0,002	0	0,002

DORV	0,001	0,002	0	0,003
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	0,001	0,001	0	0,001
Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,001	0,001	0	0,001
Preoperative_arrhythmia	0,001	0,001	0	0,001
Preoperative_Resuscitation	0,001	0,002	0	0,001
Preoperative_renal_disfunction	0,001	0,001	0	0,001
Tricuspid_Valve_disease	0,000	0,001	0	0,001
CPB_return	0,000	0,002	0	0,001
Truncus	0,000	0,002	0	0,001
Preoperative_endocarditis	0,000	0,001	0	0,001
Preoperative_seizure	0,000	0,001	0	0,001
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,000	0,001	0	0,001
Coronary_Artery_Anomalies	0,000	0,001	0	0,001
Preoperative_Inotrope_therapy	0,000	0,001	0	0,001
Ebstein_Anomaly	0,000	0,001	0	0,000
Congenitally_corrected	0,000	0,001	0	0,001
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	0,000	0,000	0	0,000
Other_Chromosomal_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
DiGeorge_Syndrome	0,000	0,001	0	0,000
Aortopulmonary_window	0,000	0,001	0	0,001
Preoperative_gastrostomy	0,000	0,000	0	0,000
Shone_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
Miscellaneous	0,000	0,000	0	0,000
ECMO_at_surgery	0,000	0,001	0	0,000
Turnner_Syndrome	0,000	0,001	0	0,000
Interrupted_aortic_ arch	0,000	0,000	0	0,000
FendaPalatina_LabioLeporino	0,000	0,000	0	0,000
Cor_Triatriatum	0,000	0,000	0	0,000
LV_Aorta_Tunnel	0,000	0,000	0	0,000
Tracheoesophageal_ fistula	0,000	0,000	0	0,000
Preoperative_Tracheostomy	0,000	0,000	0	0,000
Electrophysiological	0,000	0,000	0	0,000
Imperforate_ anus	0,000	0,000	0	0,000
Aortic_aneurysm	0,000	0,000	0	0,000
reop_mesma_admissao_adm1	0,000	0,000	0	0,000
Esophageal_ atresia	0,000	0,000	0	0,000
Omphalocele	0,000	0,000	0	0,000
Noonan_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
Preoperative_diabetes	0,000	0,000	0	0,000
Vascular_rings_Slings	0,000	0,000	0	0,000
RVOT_obstruction	0,000	0,000	0	0,000
Preoperative_ECMO_VAD	0,000	0,000	0	0,000
Diaphragmatic_ hernia	0,000	0,000	0	0,000
Edwards_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000
Willians_Syndrome	0,000	0,000	0	0,000

ANEXO A

Variável	Descrição	Descrição do campo
procedencia	Procedência (moradia do paciente)	Descrito no apêndice A
provedor_1SUS_2Part_3Conv_4Ignorado	Provedor	1: SUS 2: Particular 3: Convênio 4: Ignorado
Gender_1Male_2Female	Sexo do paciente	1: Masculino 2:Feminino
Fetal_Diagnosis_1Yes_0No	Diagnóstico da cardiopatia congênita no pré-natal	0: Não 1: Sim -1: Sem informação
Prematurity_1Yes_0No	Prematuridade	0: Não 1: Sim -1: Sem informação
Maternal_Diabetess_1Yes_0No	Filho de mãe diabética	0: Não 1: Sim -1: Sem informação
Previous_surgeries_1Yes_0No	Cirurgia prévia	0: Não 1: Sim
Num_internacoes_previas_Adm1	Número de Internações	0 - 32
Numbers_of_previous_surgeries	Número de cirurgias prévias	0 - 6
Chromosomal_Syndrome_1yes_0No	Anormalidade Não Cardíaca - Síndrome cromossômica	0: Não 1: Sim
Kind_of_Chromosomal_Syndrome	Tipo de Síndrome cromossômica	1 - 7
Down_Syndrome	Síndrome de Down	0: Não 1: Sim
DiGeorge_Syndrome	Síndrome de DiGeorge	0: Não 1: Sim
Turnner_Syndrome	Síndrome de Turnner	0: Não 1: Sim
Willians_Syndrome	Síndrome de Willians	0: Não 1: Sim
Edwards_Syndrome	Síndrome de Edwards	0: Não 1: Sim
Noonan_Syndrome	Síndrome de Noonan	0: Não 1: Sim
Other_Chromosomal_Syndrome	Outras Síndromes	0: Não 1: Sim
Major_noncardiac_strutural_anomaly	Anormalidade Não Cardíaca - Malformações	0: Não 1: Sim
Kind_of_Major_noncardiac_strutural_anomaly	Tipo de Anormalidade Não Cardíaca - Malformações	1 - 8
Esophageal_ atresia	Atresia de Esôfago	0: Não 1: Sim
Imperforate_ anus	Anus Imperfurado	0: Não 1: Sim
Tracheoesophageal_ fistula	Fistulatraqueoesofágica	0: Não 1: Sim

Diaphragmatic_ hernia	Hérnia Diafragmática	0: Não 1: Sim
Omphalocele	Onfalocele	0: Não 1: Sim
FendaPalatina_LabioLeporino	Fenda Palatina	0: Não 1: Sim
Other_Major_noncardiac_strutural_anomaly	Outras A	0: Não 1: Sim
classe_preop_hematocrit	Hematócrito pré operatório	Descrito no apêndice A
classe_preop_oxi_sat	Saturação arterial de oxigênio no pré-operatório	Descrito no apêndice A
Diagnosis_Category_1a19	Grupo Diagnóstico	Descrito no apêndice A
Truncus	Truncus Arteriosus Comum	0: Não 1: Sim
Cardiomyopathy	Cardiomiopatia	0: Não 1: Sim
Partial_anomalous_pulmonary_venous_connection	Drenagem Anômala Parcial das Veias Pulmonares	0: Não 1: Sim
Total_anomalous_pulmonary_venous_connection	Drenagem Anômala Total das Veias Pulmonares	0: Não 1: Sim
Aortic_aneurysm	Aneurisma de Aorta	0: Não 1: Sim
Aortic_Valve_disease	Valvopatias Aortica	0: Não 1: Sim
Mitral_Valve_disease	Valvopatia Mitral	0: Não 1: Sim
Tricuspid_Valve_disease	Valvopatia Tricuspide	0: Não 1: Sim
Ebstein_Anomaly	Anomalia de Ebstein	0: Não 1: Sim
Aortopulmonary_window	Janela Aortopulmonar	0: Não 1: Sim
Patent_ductus_arteriosus	Persistência do Canal Arterial	0: Não 1: Sim
ASD	Defeito Septo Atrial	0: Não 1: Sim
AVCanal	Canal Atrioventricular	0: Não 1: Sim
VSD	Defeito do Septo Ventricular	0: Não 1: Sim
Coarctation_Aorta_ Aortic_Arch_Hypoplasia	Coarctação e Hipoplasia do Arco Aórtico	0: Não 1: Sim
Miscellaneous	Miscelânia	0: Não 1: Sim
Congenitally_corrected	Transposição corrigida de forma congênita das grandes artérias	0: Não 1: Sim
Cor_Triatriatum	Cor Triatriatum	0: Não 1: Sim

Coronary_Artery_Anomalies	Anomalia de Coronaria	0: Não 1: Sim
DORV	Dupla Via de Saída de Ventrículo Direito	0: Não 1: Sim
HLHS	Síndrome da Hipoplasia do Coração Esquerdo	0: Não 1: Sim
TOF	Tetralogia de Fallot	0: Não 1: Sim
RVOT_obstruction	Ampliação da Via de Saída do Ventrículo Direito	0: Não 1: Sim
Interrupted_aortic_ arch	Interrupção do Arco Aórtico	0: Não 1: Sim
Pulmonary_Atresia	Atresia Pulmonar	0: Não 1: Sim
Pulmonary_Valve_disease	Valvopatia Pulmonar	0: Não 1: Sim
Transposition_Great _Arteries	Transposição das Grandes Artérias	0: Não 1: Sim
Single_Ventricle	Ventrículo Único	0: Não 1: Sim
Electrophysiological	Alterações do Ritmo Cardíaco	0: Não 1: Sim
LV_Aorta_Tunnel	Tuneilização Ventrículo Esquerdo Aorta	0: Não 1: Sim
Shone_Syndrome	Síndrome de Shone	0: Não 1: Sim
Vascular_rings_Slings	Anel Vascular	0: Não 1: Sim
Preoperative_Resuscitation	Ressucitação no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_arrhythmia	Arritmia no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_Inotrope_therapy	Em uso de inotrópico no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_mechanical_ventilation	Em ventilação mecânica no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_hypothyroidism	Hipotireoidismo no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_diabetes	Diabetes no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_endocarditis	Diagnóstico de Endocardite no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_sepsis	Sepsis no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_seizure	Convulsão no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_neurological_complication	Alterações Neurológicas no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_renal_disfunction	Disfunção renal no pré-operatório	0: Não 1: Sim

Preoperative_pulmonary_hypertension	Hipertensão Pulmonar no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_Tracheostomy	Traqueostomia presente no pré-operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_gastrostomy	Gastrostomia presente no pré	0: Não 1: Sim
Preoperative_ECMO_VAD	Necessidade ECMO no pré operatório	0: Não 1: Sim
Preoperative_ICU_1Yes_0No	Internação em UTI prévia	0: Não 1: Sim
classe_idade	Idade na data da Cirurgia	Descrito no apêndice A
classe_peso	Peso na Cirurgia	Descrito no apêndice A
classe estatura	Altura na Cirurgia	Descrito no apêndice A
classe_imc	Índice de Massa Corpórea na Cirurgia	Descrito no apêndice A
classe_area_corporal	Superfície Corpórea na cirurgia	Descrito no apêndice A
classe_tempo_preop	Tempo no pré operatório antes da cirurgia	Descrito no apêndice A
classe_tempo_uti	Tempo de ocupação leito UTI	Descrito no apêndice A
classe_tempo_enf	Tempo de ocupação leito enfermaria	Descrito no apêndice A
classe_tempo_total	Tempo de ocupação total (UTI + enfermaria)	Descrito no apêndice A
CPB_1Yes_0No	Circulação Extracorpórea - CEC	0: Não 1: Sim
classe_cpb	Tempo de CEC	Descrito no apêndice A
classe_anoxia	Tempo de Falta de Oxigênio	Descrito no apêndice A
classe_pct	Tempo Parada Circulatória Total	Descrito no apêndice A
classe_isquemia	Tempo que o coração fica inerte	Descrito no apêndice A
tipo_CC	Tipo de admissão	1: Eletiva 2: Urgência 3: Emergência 4: Salvamento 5: Ignorado
reop_mesma_admissao_adm1	Reoperação na mesma admissão	0: Não 1: Sim, planejada 2: Sim, não planejada
classe_postop_hematocrit	Hematócrito pós operatório	Descrito no apêndice A
classe_lactate	Lactato pós-operatório	Descrito no apêndice A
classe_vis	Quantidade droga ministrada durante cirurgia	Descrito no apêndice A

classe_vis_24h	Quantidade droga ministrada 24h após cirurgia	Descrito no apêndice A
Intraoperative_Echo	Ecocardiograma Transesofágico	0: Não 1: Sim
Intraoperative_Bleeding	Sangramento durante cirurgia	0: Não 1: Sim
Intraoperative_Arrhythmia	Arritmia durante cirurgia	0: Não 1: Sim
Intraoperative_kind_of_arrhytmia	Tipo de Arritmia durante cirurgia	1 - 5
CPB_return	Retorno à CEC	0: Não 1: Sim -1: Sem informação
ECMO_at_surgery	Necessidade ECMO durante cirurgia	0: Não 1: Sim -1: Sem informação
RACHS_1	Índice de risco - *Risk Adjustment in Congenital Heart Surgery*	1 - 7 -1: Sem informação
Aristotele	Índice de risco	1 - 14,5 -1: Sem informação
Surgeon	Cirurgião que performou a cirurgia	1 - 7