



UNIVERSIDADE FEDERAL
DE ALAGOAS

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL DO
CONHECIMENTO

Mateus Lins dos Santos

**MODELOS COMPUTACIONAIS BASEADOS EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E
ESTATÍSTICA PARA O APOIO À DECISÃO MÉDICA NA ESCOLHA DAS
FÓRMULAS BIOMÉTRICAS EM CATARATA**

Maceió, AL

2021

MATEUS LINS DOS SANTOS

**MODELOS COMPUTACIONAIS BASEADOS EM INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E
ESTATÍSTICA PARA O APOIO À DECISÃO MÉDICA NA ESCOLHA DAS
FÓRMULAS BIOMÉTRICAS EM CATARATA**

Dissertação de Mestrado, apresentada à
Universidade Federal de Alagoas como
parte das exigências para a obtenção de
título de Mestre em Modelagem
Computacional do Conhecimento.

Orientador: Prof. Dr. Aydano
Pamponet Machado.

Maceió, AL

2021

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Central

Bibliotecário: Cláudio César Temóteo Galvino – CRB4/1459

S237m Santos, Mateus Lins dos.
Modelos computacionais baseados em inteligência artificial e estatística para o apoio à decisão médica na escolha das fórmulas biométricas em catarata / Mateus Lins dos Santos. – 2021.
100 f.: il.

Orientador: Aydano Pamponet Machado.

Coorientador: João Marcelo de Almeida Gusmão Lyra.

Dissertação (mestrado em Modelagem Computacional do Conhecimento) – Universidade Federal de Alagoas. Instituto de Computação. Maceió, 2021.

Inclui bibliografia e apêndices.

1. Lente intraocular. 2. Erro refrativo. 3. Fórmulas biométricas. 4. Cirurgia de catarata. I. Título.

CDU: 004.89

Folha de Aprovação

MATEUS LINS DOS SANTOS

**MODELO BASEADO EM MODELAGEM COMPUTACIONAL DE CONHECIMENTO
PARA O APOIO À DECISÃO MÉDICA NA ESCOLHA DAS FÓRMULAS BIOMÉTRICAS
DAS LENTES INTRAOCULARES**

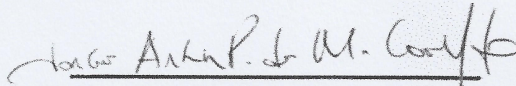
Dissertação submetida ao corpo docente do
Programa de Pós-Graduação em Modelagem
Computacional de Conhecimento da Universidade
Federal de Alagoas e aprovada em 19 de
NOVEMBRO de 2021.



Prof. Dr. AYDANO PAMPONET MACHADO


Instituto de Computação - UFAL
Presidente e Orientador

Banca Examinadora:



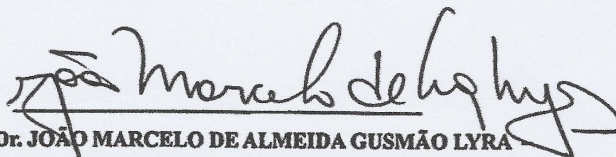
Professor Dr. JORGE ARTUR PECANHA DE MIRANDA COELHO

Faculdade de Medicina - UFAL
Examinador interno



Professor Dr. FREDERICO AUGUSTO DE SOUZA PEREIRA

Examinador externo



Professor Dr. JOÃO MARCELO DE ALMEIDA GUSMÃO LYRA

Universidade Estadual de Ciências da Saúde de Alagoas- UNCISAL
Coorientador

RESUMO

A catarata é a maior causa de cegueira reversível no mundo, apesar do tratamento cirúrgico seguro, reprodutível e com capacidade de corrigir erros refrativos e prevenir fenômenos fotodistópicos através do cálculo adequado, por meio de fórmulas biométricas, do poder refrativo da nova lente intraocular. Os resultados destas técnicas são bons, porém apresentam resultados inadequados em pacientes com olhos de medidas biométricas atípicas. Neste estudo desenvolvemos e apresentamos múltiplos modelos computacionais capazes de prever a precisão de cada fórmula intraocular em determinados grupos de indivíduos, inclusive para diferentes lentes intraoculares e subgrupos biométricos. Os algoritmos desenvolvidos neste estudo são capazes de auxiliar o oftalmologista na tomada de decisão e trazer melhores resultados na cirurgia de catarata.

Palavras-chave: Lente intraocular; Erro refrativo; Fórmulas biométricas; Catarata; Cirurgia de Catarata.

ABSTRACT

Cataract is the leading cause of reversible blindness in the world, despite the safe, reproducible surgical treatment capable of correcting refractive errors and preventing photodystopic phenomena through the proper calculation, by means of biometric formulae, of the refractive power of the new intraocular lens. The technical results are good, but they present inadequate results in patients with eyes with atypical biometric measurements. In this study, we developed and presented multiple computational models capable of predicting the accuracy of each intraocular formula in certain groups, including different intraocular lenses and subgroups of individuals with similar biometric measures. The algorithms developed in this study are able to help the ophthalmologist in the decision making and bring better results in cataract surgery.

Keyword: Intraocular lenses; Refractive error; Biometric formulae; Cataract; Cataract surgery.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
1.1	CATARATA	9
1.2	EVOLUÇÃO HISTÓRICA DAS FÓRMULAS BIOMÉTRICAS	10
1.2.1	Fórmulas de 1ª Geração	11
1.2.2	Fórmulas de 2ª Geração	12
1.2.3	Fórmulas de 3ª Geração	13
1.2.4	Fórmulas de 4ª Geração	16
1.2.5	Fórmulas de 5ª Geração	19
1.3	COMPARAÇÕES ENTRE FÓRMULAS	22
1.3.1	Protocolo de Pesquisa	22
1.3.2	Estudos Comparativos	24
1.4	INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	27
1.4.1	Aprendizagem de Máquina	28
1.4.2	Árvore de Decisão	29
1.4.3	k-Nearest Neighbors	29
1.4.4	Support Vector Machine	30
1.4.5	Redes Neurais Multilayer Perceptron	30
1.4.6	Regressão Logística	30
1.5	DESAFIOS E PROBLEMÁTICA	30
2	PERGUNTA DE PESQUISA E OBJETIVO	32
3	METODOLOGIA	33
3.1	COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA	33
3.2	POPULAÇÃO E FONTES DE DADOS	33
3.3	CRITÉRIOS DE INCLUSÃO	33
3.4	CRITÉRIOS DE EXCLUSÃO	34
3.5	COLETA DE DADOS	34
3.6	TRATAMENTO DOS DADOS	35
3.7	MODELOS COMPUTACIONAIS DESENVOLVIDOS	36
3.8	ESTUDOS ESTATÍSTICOS	37
4	RESULTADOS	39
4.1	ANÁLISE DESCRITIVA	39
4.2	DESEMPENHO DAS FÓRMULAS	39
4.2.1	Subgrupos por Medidas Biométricas	40
4.2.2	Subgrupos por Modelo de Lente Intraocular Implantada	46
4.3	MODELOS COMPUTACIONAIS	49
4.3.1	Classificador de 3 Classes	49
4.3.2	Classificador de 2 Classes	50
4.3.3	Classificador de Lentes Intraoculares	50
4.3.4	Classificador de Subgrupos de Medidas Biométricas	50
4.3.5	Comparação entre os Modelos Computacionais	50
5	DISCUSSÃO	55
5.1	COMPARAÇÃO ENTRE FÓRMULAS BIOMÉTRICAS	55
5.2	RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS	55
5.3	BENEFÍCIOS DO ESTUDO	57
5.4	LIMITAÇÕES DO ESTUDO	57
5.5	SUGESTÕES PARA ESTUDOS FUTUROS	58
6	CONCLUSÕES	59
7	CONFLITO DE INTERESSES	60

APÊNDICE A - RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS CLASSIFICADORES COM 3 CLASSES	66
APÊNDICE B – RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS CLASSIFICADORES COM 2 CLASSES	70
APÊNDICE C – RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS CLASSIFICADORES POR LENTES INTRAOCULARES.....	72
APÊNDICE D – RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS CLASSIFICADORES POR MEDIDAS BIOMÉTRICAS	89

1 INTRODUÇÃO

1.1 CATARATA

O olho humano é um órgão complexo, composto por diversos tecidos. Em sua parte exterior, é limitado pela córnea, um tecido transparente situado na porção anterior do olho; pela esclera, um tecido fibroso e branco em suas porções medial, lateral, superior e inferior; e pelo nervo óptico posteriormente. Em seu interior destacam-se duas estruturas centrais: a íris e o cristalino. A íris é a porção colorida do olho, capaz de contrair ou dilatar seu orifício interno, a pupila, para diminuir ou aumentar a entrada de luz de acordo com a luminosidade do ambiente. O cristalino é uma lente transparente, situada posteriormente à íris e anteriormente ao humor vítreo, uma substância gelatinosa e transparente que tem como principal função manter a forma esférica do olho. O cristalino é circundado pelo músculo ciliar, ao qual está ligado pelas fibras zonulares. A contração ou relaxamento do músculo ciliar modifica o formato do cristalino, permitindo a acomodação e mudança do poder de convergência óptica do cristalino (LAM e cols., 2015).

O cristalino é composto majoritariamente por células alongadas sem organelas, preenchidas por proteínas cristalinas, sendo responsáveis pelo alto índice refrativo do órgão. Estas proteínas apresentam uma organização típica que mantém sua transparência e capacidade refrativa. No entanto, as cristalinas não são degradadas ou repostas quando sofrem danos, de maneira que, com o passar do tempo, perdem suas propriedades naturais e tornam o cristalino opaco e endurecido. Esta opacidade que se desenvolve lenta progressivamente é a catarata (LAM e cols., 2015).

A catarata é a maior causa de cegueira reversível no mundo, seguida pelos erros refrativos não corrigidos. Em 2010, estimava-se que 32,4 milhões de indivíduos estavam cegos devido à catarata, e que 191 milhões apresentavam visão subnormal devido à catarata no mundo. A incidência de cegueira por catarata é maior em regiões menos desenvolvidas do globo, sendo responsável por mais de 40% dos casos de cegueira no Sul e Sudeste da Ásia e na Oceania (LAM e cols, 2015).

Atualmente, não são conhecidos processos capazes de prevenir ou reverter a degeneração do cristalino. A única opção de tratamento disponível atualmente é o tratamento cirúrgico, que pode ser realizado por diversas abordagens, onde substitui-

se o cristalino opaco por uma lente intraocular (LIO) sintética (LAM e cols, 2015). Um estudo realizado em 2012 estimou que as cirurgias de catarata realizadas nos Estados Unidos, em apenas um ano, eram capazes de prevenir gastos de mais de US\$ 123 bilhões, além de melhorar significativamente a qualidade de vida dos pacientes operados (BROWN e cols, 2013).

As técnicas cirúrgicas são divididas entre intracapsulares e extracapsulares. Inicialmente, a remoção intracapsular era a modalidade cirúrgica mais utilizada, por ser mais adequada às limitações técnicas da época e a graus mais avançados de catarata. Uma vez que o acesso ao diagnóstico e tratamento era mais difícil antigamente, era comum que os pacientes fossem operados apenas em estágios avançados da doença. Esta técnica consiste na remoção completa do cristalino, incluindo o saco capsular que mantém o cristalino preso ao músculo ciliar. Durante muitos anos, até a invenção das LIO artificiais, o paciente era deixado afático. Quando realizado o implante de LIO, esta era fixada com suturas, recuperando o poder de convergência óptico. Atualmente essa técnica é reservada para pacientes com patologias zonulares que diminuem a capacidade destas estruturas de manter a LIO no local adequado (YANOFF & DUKER, 2019).

A remoção extracapsular consiste na retirada do material opaco preservando a cápsula do cristalino, o que permite a manutenção das estruturas de maneira mais fisiológica. A retirada pode ser feita manualmente, através de diversas técnicas, ou com assistência tecnológica. A tecnologia mais comumente usada é a facoemulsificação, onde o cristalino opaco é liquefeito através de ondas ultrassônicas, o que permite diminuir o tamanho da incisão necessária para sua remoção, e com isso, certas complicações, como o astigmatismo induzido pela cirurgia. Pode-se ainda utilizar do apoio de lasers de femtosegundo para auxiliar em alguns passos da cirurgia, como capsulectomia anterior, fragmentação do cristalino e incisões corneanas (para tratamento do astigmatismo ou acesso cirúrgico com menos danos) (LAM e cols, 2015; YANOFF & DUKER, 2019).

1.2 EVOLUÇÃO HISTÓRICA DAS FÓRMULAS BIOMÉTRICAS

Historicamente, a cirurgia para catarata foi desenvolvida com o objetivo de curar a cegueira ocasionada pela opacificação do cristalino. Em tempos remotos, a

cirurgia consistia apenas em deslocar ou remover o cristalino opaco, e não era colocada uma nova lente intraocular. No entanto, percebeu-se que os erros refrativos que permaneciam no pós-operatório, ainda que menos graves que a cegueira, também causavam prejuízos à qualidade de vida do paciente, sobretudo aqueles que eram emétopes antes da cirurgia ou aqueles que resultavam em grandes ametropias ou ainda em anisometropia e até aniseiconia. As primeiras cirurgias com lentes intraoculares não focavam tanto no ajuste fino do erro refrativo, então também permaneciam com estes problemas (DAVIS, 2016; COLENBRANDER, 1973).

Desta maneira, iniciou-se uma nova corrida após a invenção e aplicação das primeiras lentes intraoculares, em busca do aperfeiçoamento da cirurgia para atingir a emetropia bilateral sem correção no maior número de pacientes possível (DAVIS, 2016). Os grandes avanços na área nas últimas décadas se devem tanto ao desenvolvimento de novos desenhos e modelos de lentes intraoculares, sobretudo as tóricas e multifocais (SILVA, 2016), quanto ao desenvolvimento de equipamentos e fórmulas biométricas mais confiáveis, que permitem prever com boa precisão o poder refrativo ideal da lente intraocular a ser implantada. No entanto, os avanços também trazem novos desafios, uma vez que os erros de cálculo do poder de convergência da lente intraocular multifocal podem causar incômodos significativos ao paciente, com o surgimento de fenômenos fotodistópicos (p. ex: halos) e impacto negativo sobre diversas atividades de vida diária, como a capacidade de dirigir à noite.

As fórmulas biométricas são didaticamente divididas em cinco gerações, de acordo com a época em que foram desenvolvidas e as metodologias aplicadas (HOFFER & SAVINI, 2017).

1.2.1 Fórmulas de 1ª Geração

Tipicamente, as fórmulas de primeira geração são baseadas em modelos teóricos do olho humano, e por essa característica, à parte dos valores otimizados de certas constantes refrativas e da constante da profundidade de câmara anterior, as fórmulas equivaliam entre si (RETZLAFF, 1980).

Uma das primeiras lentes intraoculares registradas na literatura é a de Ridley (1951), produzida em acrílico em 1951, com um poder refrativo fixo de 24 D a um índice de refração de 1,333. Mais de 20 anos depois, em 1973, uma das primeiras e mais famosas fórmulas biométricas foi desenvolvida, a fórmula de Colenbrander

(1973). Em seu artigo original o autor descreve que na época utilizava-se uma lente única com poder refrativo de 20.5, e segue para exemplificar, passo-a-passo, como poderiam ser obtidas as medidas biométricas necessárias para o cálculo de lente intraocular individualizada, minimizando os erros refrativos e o risco de aniseiconia. Ela, assim como muitas outras fórmulas da primeira geração, foi baseada no modelo teórico de olho de Gullstrand, desenvolvido em 1909.

Em 1975, Fyodorov publicou sua fórmula, utilizando medidas biométricas de 150 pacientes e sua própria lente intraocular. Os resultados foram de um desvio de até uma dioptria em 136 dos 150 pacientes, ou 90% dos olhos dentro de uma dioptria de erro. Outra fórmula importante da primeira geração é a fórmula de van der Heijde, publicada em 1976.

Na prática, as fórmulas de 1ª geração não apresentam bons resultados clínicos. Limitações da acurácia dos dados obtidos dos pacientes à época justificam de certa forma as imprecisões, uma vez que foram usados para otimizar as constantes aplicadas nas fórmulas (HOFFER, 1975).

Segundo Binkhorst (1976), um ajuste ainda mais simples poderia ser feito. Tomando como partida uma lente de +18,0 dioptrias, seriam adicionados 1,25 dioptrias para cada dioptria de erro refrativo no sentido da correção. Neste caso, seriam adicionadas 1,25 dioptrias para cada dioptria de hipermetropia a ser corrigida, e subtraídas 1,25 dioptrias para cada dioptria de miopia a ser corrigida. Uma teoria similar foi apresentada por Kraff em 1978, baseada na análise de 450 olhos, mas que tornava necessário o uso de uma outra fórmula para calcular o valor basal do poder refrativo da lente intraocular.

1.2.2 Fórmulas de 2ª Geração

As fórmulas de segunda geração incorporaram os dados do comprimento axial e técnicas de regressão linear. Na prática, tanto as fórmulas de primeira quanto segunda geração são pouco utilizadas atualmente por apresentarem resultados modestos.

As fórmulas mais conhecidas desta geração são a Hoffer, as fórmulas SRK e a primeira fórmula de Olsen. A fórmula de Hoffer de 2ª geração (HOFFER, 1983; HOFFER, 1984) é derivada por regressão linear, gerando uma equação de 1º grau muito simples:

$$ELP = (0,292 \times AL) - 2,93 \quad (1)$$

Onde ELP é a posição efetiva da lente (em centímetros) e AL é o comprimento axial (em centímetros)

As fórmulas SRK também são derivadas de métodos de regressão linear. Seu nome é um acrônimo dos sobrenomes dos autores: Sanders, Retzlaff e Kraff. A SRK original (RETZLAFF, 1980) foi desenvolvida e publicada em 1980 por Retzlaff, consistindo em um método de regressão linear baseado na avaliação de 166 pacientes, resultando em outra equação muito simples:

$$P = 111,6 - 2,41 \times L - 0,87 \times K \quad (2)$$

Onde P é o poder refrativo da lente intraocular (em dioptrias); L é o comprimento axial (em milímetros); e K é a curvatura da córnea (em dioptrias)

Posteriormente, a fórmula foi reajustada por Sanders e Kraff ainda em 1980, dando origem à SRK, através de técnicas de regressão múltipla (SANDERS & KRAFF, 1980). Em uma tentativa de simplificar a fórmula, ao invés de usar três constantes para cada tipo de lente intraocular, deixaram apenas a constante A, variável de acordo com o modelo de lente. Assim, a fórmula ficou adaptada no seguinte formato:

$$P = A - 2,5 \times L - 0,9 \times K. \quad (3)$$

Onde P é o poder refrativo da lente intraocular (em dioptrias); A é uma constante; L é o comprimento axial (em milímetros); K é curvatura da córnea (em dioptrias)

1.2.3 Fórmulas de 3ª Geração

As fórmulas de terceira geração proporcionaram uma melhor integração de componentes teóricos e empíricos, bem como adicionaram maior importância nos cálculos à medida da ceratometria, e assim já obtiveram resultados muito superiores. Por isso, algumas delas são padrões de referência até hoje, a exemplo da SRK/T e Hoffer Q.

Em 1986, Thomas Olsen publicou uma nova fórmula baseada em componentes teóricos e regressão dos dados pré e pós-operatórios de 80 pacientes de catarata,

obtendo uma fórmula um tanto mais complexa, considerando além do comprimento axial, a profundidade de câmara anterior, espessura do cristalino e formato da córnea em seus cálculos. Assim, se obteve uma fórmula que mesclava a ciência de dados aos componentes teóricos da física óptica.

Pouco depois, em 1988, Jack Holladay publicou a fórmula Holladay 1, que traz como novidades além da mistura entre teoria e ciências de dados, um protocolo mais completo para garantir a qualidade dos dados e a previsão mais precisa dos dados além da fórmula em si. A fórmula Holladay 1 faz parte de um sistema de três partes. A primeira parte é a triagem dos dados biométricos. Holladay constata que uma das maiores fontes de erros refrativos não é o erro das fórmulas biométricas, mas sim os erros de medição. Assim, recomenda-se realizar uma nova avaliação biométrica caso o paciente apresente algum dos critérios:

1. Comprimento axial < 22 mm ou > 25 mm
2. Ceratometria < 40 D ou > 47 D
3. Diferença entre a dioptria calculada da lente intraocular para emetropia e a dioptria média do modelo de lente superior a 3 D
4. Diferença entre olhos de:
 - a. Ceratometria média > 1 D
 - b. Comprimento axial $> 0,3$ mm
 - c. Dioptria da lente intraocular para emetropia > 1 D

A segunda parte do sistema da Holladay 1 é a fórmula em si. A fórmula é baseada em conceitos teóricos, sendo desenvolvida para apresentar melhores resultados devido à sua mais fidedigna representação do plano óptico da lente intraocular em relação ao vértex da fóvea e da córnea. No entanto, também há um componente baseado em dados, que está incluso no terceiro passo do sistema Holladay 1 (HOLLADAY, 1988).

O terceiro passo do sistema de três etapas consiste na otimização por cirurgião, o chamado “fator cirurgião”. Holladay percebeu que, por diversas causas, seja o aparelho usado para a biometria, a técnica cirúrgica escolhida, os aparelhos cirúrgicos ou até nuances da própria abordagem do cirurgião poderiam pender os resultados em uma determinada direção. No entanto, a tendência seria que este desvio fosse sempre similar, e assim o cirurgião poderia adaptar os resultados com uma constante

otimizada para sua casuística, calculada através de uma versão reversa da fórmula Holladay (HOLLADAY, 1988).

Ainda em 1988, o trio da fórmula SRK fez uma adaptação importante que gerou a SRK-II. A modificação era muito simples, apenas alterando o valor da constante A em -0,5, 1, 2 ou 3 dioptrias, de acordo com o comprimento axial do olho, mas obteve bons resultados na época (SANDERS, RETZLAFF & KRAFF, 1988).

Em 1990 foi publicada a fórmula SRK/T, um novo avanço em relação à SRK-II. Diferentemente de suas antecessoras, a estrutura da fórmula foi feita com bases teóricas, mas a predição da profundidade da câmara anterior, correção da espessura retiniana e índice de refração corneana foram otimizados com métodos empíricos baseados em dados de 1.677 cirurgias de catarata. Devido aos bons resultados obtidos, esta fórmula é amplamente usada até hoje (RETZLAFF, SANDERS & KRAFF, 1990).

Em 2010 a fórmula foi revisitada por Sheard e cols., que descobriram que o cálculo do comprimento axial corrigido e da altura corneana utilizados pela SRK/T não seguiam padrões fisiológicos e eram fontes de erro na fórmula. Assim, o autor desenvolveu a fórmula T2, alterando a fórmula da altura corneana para uma fórmula de regressão linear baseada em uma base de dados com 11.189 olhos, atingindo resultados superiores à SRK/T.

A fórmula Hoffer Q foi publicada em 1993 por Kenneth Hoffer, seguindo um padrão muito similar ao desenvolvimento das fórmulas de Holladay e SRK/T. Assim como estas, a abordagem do autor foi de realizar otimizações empíricas em fórmulas baseadas em teoria, atingindo um bom resultado, de maneira que a fórmula ainda é amplamente utilizada e comparada às demais fórmulas de 4ª e 5ª geração. Uma das principais diferenças é o uso de um “ACD personalizado”, que deve ser otimizada para cada cirurgião e modelo de lente através de um conjunto de fórmulas também fornecidas pelo autor, atingindo assim os melhores resultados para a população de pacientes de cada cirurgião após algum tempo de “treino” (HOFFER, 1993).

Em 1993 também foi publicada a fórmula Barrett Universal. A primeira versão da fórmula Barrett Universal foi publicada em 1987, mas não teve grande repercussão na literatura, diferente de sua sucessora (BARRETT, 1987). Trata-se de uma fórmula teórica que se utiliza de valores empiricamente determinados, como muitas outras desta geração. No entanto, o diferencial desta fórmula está em seu nome: ela é

universal. Além de desenvolver uma predição da profundidade de câmara anterior baseada tanto em comprimento axial quanto em ceratometria, mas também analisa os planos de refração principais da lente intraocular e utiliza um “fator de lente” que permite que a fórmula seja aplicada em vários modelos de lentes, sem a necessidade de o cirurgião saber de qual material ela é feita e qual sua constante. À época, a fórmula obteve um desempenho superior às demais (BARRETT, 1993). Posteriormente, em 2010, a fórmula foi adaptada para a 4ª geração, sob o nome de Barrett Universal II¹ (KUTHIRUMMAL e cols., 2020).

1.2.4 Fórmulas de 4ª Geração

Nos últimos 20 anos, com o desenvolvimento da biometria óptica e consequente disponibilidade de mais medidas biométricas, foram introduzidas novas fórmulas que utilizam estes parâmetros – as fórmulas de quarta geração. Grande parte das fórmulas utilizadas na atualidade, como a Haigis, Olsen, Holladay 2 e Barrett Universal 2 fazem parte deste grupo, configurando a maior parte das fórmulas de alto desempenho atuais, com grande experiência prática e validação pela comunidade médica e científica (MELLES, HOLLADAY & CHANGE, 2018; KUTHIRUMMAL e cols., 2020).

Em 1997 Naeser publicou a fórmula Naeser 1, que utilizou um princípio inovador para a época. A maioria das outras fórmulas utilizava um modelo de “lente fina”, onde todo o poder da lente intraocular era calculado como se estivesse no plano efetivo da lente, que poderia ser otimizado para maior precisão, mas sem deixar de gerar algum erro por ser uma aproximação ou estimativa. Naeser utilizou um modelo de lente espessa, onde o poder de convergência da lente intraocular é distribuído na superfície anterior e posterior da lente, tomando proporções mais realistas. Assim, a profundidade de câmara anterior era a distância até a primeira superfície da lente, e também era calculada a posição da superfície posterior com base no comprimento axial e profundidade de câmara anterior. Entretanto, eram necessárias informações da arquitetura da lente, que são de difícil acesso por se tratar de informações privadas e sigilosas, de propriedade industrial dos produtores de lentes (NAESER, 1997).

¹ Disponível em: <https://calc.apacrs.org/barrett_universal2105/>

Em 2019 a fórmula foi retrabalhada na Naeser 2, que utiliza ao invés de parâmetros proprietários e sigilosos da indústria, parâmetros calculados a partir de informações públicas, junto de algumas estimativas sobre algumas das medidas da lente intraocular. O estudo comparou a fórmula Naeser 1, a Naeser 2 e outras 7 fórmulas (Barrett Universal II, Haigis, Hoffer Q, Holladay 1 e SRK/T, e encontrou resultados muito similares entre todas as fórmulas, provando que não são necessários os dados sigilosos da arquitetura da lente para a obtenção de resultados confiáveis (NAESER & SAVINI, 2019).

Em 1998 a fórmula de Haigis² foi publicada em um website. Em 2000 foi publicado um artigo onde se comparava a eficácia da fórmula entre os biômetros ultrassônicos e um novo biômetro por interferometria de coerência parcial, capitalizando assim na maior qualidade da aferição do comprimento axial para obter melhores resultados pós-operatórios e descrevendo melhor sua fórmula em um periódico internacional. O artigo original comparou apenas os resultados entre o cálculo da fórmula de Haigis, mostrando equivalência na precisão dos dois métodos. A fórmula de Haigis é uma fórmula teórica baseada no modelo de lente fina, que utiliza três constantes para a representação do modelo de lente intraocular: a_0 , a_1 e a_2 , onde por padrão a_1 pode ser substituído por 0,4 e a_2 por 0,1. A fórmula requer como entradas o comprimento axial, ceratometria e a medida pré-operatória da profundidade de câmara anterior (HAIGIS e cols., 2000).

A fórmula de Olsen foi inicialmente publicada em 1995, contando com quatro variáveis para o cálculo da posição pós-operatória da lente: uma constante de lente, comprimento axial, profundidade de câmara anterior pré-operatória, altura da córnea (baseada em ceratometria e diâmetro da córnea) e espessura do cristalino (OLSEN, CORYDON & GIMBEL, 1995). Em 2006 foi publicado um novo estudo (OLSEN, 2006), otimizando a fórmula empiricamente por regressão multivariada, onde foram incluídos na equação a refração pré-operatória e idade do paciente. Em seu estudo, Olsen encontrou em ordem decrescente de importância, correlações entre a posição efetiva da lente e o comprimento axial, profundidade de câmara anterior pré-operatória, espessura do cristalino, raio da córnea, refração e idade. Ainda segundo o mesmo estudo, não houve correlação entre a distância branco-a-branco e a posição efetiva

² Disponível em <<http://ocusoft.de/serv/ioltxt/haie.htm>>

da lente. O método obteve um resultado de redução de 10% do erro refrativo da fórmula prévia. Assim, foi reconstruída a seguinte fórmula linear:

$$\text{ACDcalc} = \text{ACDconstant} - 4,03 + 0,19 \times A + 0,49 \times C + 0,28 \times L - 0,41 \times R + 0,0028 \times \text{Rx} \quad (4)$$

Onde ACDcalc é a profundidade de câmara anterior pós-operatória; ACDconstant é a constante da lente; A é o comprimento axial; C é a profundidade de câmara anterior pré-operatória; L é a espessura do cristalino; R é o raio da córnea; e Rx é o equivalente esférico pré-operatório.

A fórmula Holladay 2 e a fórmula Barrett Universal II não tiveram seus detalhes publicados em periódicos revisados por pares. A fórmula Holladay 2 é distribuída através de um pacote para *download* em um *website*³, enquanto a fórmula Barrett Universal II está disponível gratuitamente no *website* da APACRS⁴.

As variáveis utilizadas na Barrett Universal II são o comprimento axial, ceratometria, profundidade de câmara anterior e refração pré-operatória, tendo como parâmetros opcionais a espessura do cristalino e a distância branco-a-branco. Também é necessário informar um fator de lente ou constante A para definição do modelo de lente.

As variáveis utilizadas para o cálculo da Holladay 2 são o comprimento axial, ceratometria, profundidade de câmara anterior, espessura do cristalino, idade, distância branco-a-branco e dados refrativos pré-operatórios.⁵ No entanto, segundo Hoffer (2017), a maioria dos parâmetros não convencionais (idade, refração, espessura do cristalino e distância branco-a-branco) são opcionais, e a idade provavelmente seria usada para prever a espessura do cristalino com a seguinte fórmula:

$$\text{LT} = 4 + (\text{Idade}/100) \quad (5)$$

Onde: LT é a Espessura do cristalino.

³ Disponível em: <<http://www.hicsoap.com/>>

⁴ Disponível em: <https://calc.apacrs.org/barrett_universal2105/>

⁵ Disponível em: <<https://cataract-community.zeiss.com/iol-calculation-formula>>.

O ajuste de Wang-Koch foi desenvolvido especificamente para melhorar a acurácia de cinco fórmulas (Haigis, Hoffer Q, Holladay 1, Holladay 2 e SRK/T) em olhos com comprimento axial maior que 25 mm. Nos estudos originais foi observada uma significativa redução do número e intensidade da hipermetropia dos pacientes operados utilizando esse ajuste nas fórmulas (WANG e cols., 2012; WANG, HOLLADAY & KOCH, 2018).

Em 2018 Voytsekhivskyy publicou a fórmula VRF-IOL, uma fórmula desenvolvida empiricamente com base em 823 olhos que utiliza como parâmetros o comprimento axial, poder de convergência da córnea, profundidade de câmara anterior e diâmetro horizontal da córnea. Segundo o autor, os resultados da fórmula são comparáveis aos das fórmulas clássicas (VOYTSEKHIVSKYY, 2018).

1.2.5 Fórmulas de 5ª Geração

A existência de uma quinta geração de fórmulas é controversa na literatura. Poderia se justificar de duas formas: a primeira, segundo Hoffer (2017), é a criação de fórmulas individualizadas para sexo, etnia e outras variáveis populacionais. A segunda é o uso de novas estratégias, como a inteligência artificial, para o desenvolvimento de fórmulas com padrões matemáticos complexos e dificilmente encontrados por humanos.

A tendência mais atual do desenvolvimento de novas fórmulas biométricas é o uso de estratégias baseadas em modelos matemáticos e computacionais, sobretudo a inteligência artificial. Enquanto estas fórmulas utilizam as tecnologias mais atuais, há muitas controvérsias em relação à superioridade de seus resultados, com dados mistos sobre sua efetividade para olhos comuns, onde praticamente todas as fórmulas operam muito bem, e olhos atípicos, onde todas tendem a apresentar mais erros. Também é importante notar que a metodologia e os dados utilizados no desenvolvimento da maioria destas fórmulas não foram publicadas em periódicos científicos revisados por pares, o que dificulta seu entendimento de maneira mais profunda. Os principais exemplos destas fórmulas são a Hill-RBF, Fullmonte (KANE, 2017), Kane, Ladas Superformula (LADAS, 2015), PEARL-DGS e EVO Formula 2.0.

Segundo Hoffer (2017), existe uma variabilidade significativa entre olhos de pacientes de acordo com sexo, etnia e outras características populacionais. Segundo o autor, a fórmula Holladay 2 foi a primeira fórmula desenvolvida utilizando médias

estimadas da população geral. A fórmula Hoffer H5 foi criada com base na Holladay 2, realizando algumas alterações. A primeira foi a retirada da refração pré-operatória, visto que a correção da catarata causava grandes alterações refrativas que nada tinham a ver com a anatomia prévia. A segunda foi a troca das médias estimadas utilizadas por Holladay por médias obtidas de 7500 biometrias em 1980 (logo, foram obtidas por ultrassonografia) para comprimento axial e profundidade de câmara anterior, e outros estudos para espessura do cristalino e diâmetro da córnea, sendo mantida apenas a ceratometria original da fórmula. Essa fórmula foi desenvolvida em 2004 e chamada Hoffer H. A fórmula foi apresentada como um pôster em congresso, mas a única melhoria em relação às demais foi uma maior porcentagem de olhos com menos de 0.25 dioptrias de erro, não sendo publicada em periódicos. A fórmula Hoffer H5 foi criada substituindo as constantes médias da Hoffer H por constantes otimizadas para gênero e etnia, sendo estes os dois parâmetros que definiriam a 5ª geração, segundo Hoffer. A fórmula foi testada com 2707 olhos, obtendo resultados superiores à Hoffer Q, Holladay 1 e SRK/T. Existe um projeto para comparação da fórmula com outras mais recentes em 10.000 olhos.⁶

A superfórmula de Ladas foi introduzida na literatura em 2015, tendo recebido críticas da comunidade científica (HOFFER, 2016), mas trouxe ideias interessantes para discussão. O primeiro modelo foi um modelo matemático e gráfico que sobrepunha planos tridimensionais representando o desempenho das fórmulas Hoffer Q, Holladay 1, Holladay 1 com ajuste de Koch, Haigis e SRK/T, baseado nos achados da literatura. Depois disso foi criada um plano tridimensional único que mesclava 4 das 5 fórmulas, obtendo os resultados ideais de cada uma. Na análise prospectiva feita em 100 olhos, o método escolheu a melhor das fórmulas nos 100 olhos (LADAS, 2015). Atualmente há uma nova versão disponível para testes, que ainda está em desenvolvimento, que incorpora inteligência artificial para melhoria dos resultados.⁷

A fórmula Hill-RBF, publicada sob a liderança de Warren Hill, foi desenvolvida baseada em algoritmos de inteligência artificial do tipo *Radial Basis Function*, de onde vem o acrônimo RBF. É provavelmente a fórmula baseada em inteligência artificial mais estudada e conhecida na comunidade científica, mas apresenta algumas

⁶ Disponível em <<https://www.researchgate.net/project/10-000-Eye-study-to-test-the-Hoffer-H-5-formula-against-the-Barrett-Holladay-2-Haigis-and-Olsen-formulas>>

⁷ Disponível em <<http://www.iolcalc.com/>>

peculiaridades funcionais. Durante o desenvolvimento desta pesquisa, a versão 3.0 já estava em desenvolvimento, havendo sido lançada pouco antes desta publicação. Segundo o autor, os algoritmos foram treinados em uma base de 3.445 olhos para a versão 1.0, e esta base foi expandida para 12.419 olhos, dos quais mais de mil eram olhos extremamente curtos. Uma das características mais peculiares desta fórmula é que ela alerta o usuário quando um cálculo é considerado “fora dos limites”, ou seja, o sistema não foi treinado com dados suficientes para este tipo de olho, dando uma previsão pouco confiável. Essa característica, no entanto, dificulta a comparação da fórmula com as demais disponíveis no mercado (MELLES, 2018).

Até a data da publicação deste trabalho, vimos que a fórmula Fullmonte, desenvolvida por Gerald Clarke, havia sido citada em um artigo de Kane (2017), no entanto, o endereço citado onde a fórmula estava hospedada não é mais acessível. Segundo Kane, a Fullmonte é uma fórmula desenvolvida utilizando o método Monte Carlo baseado em cadeias de Markov para predição do resultado pós-operatório.

A fórmula de Kane foi desenvolvida em 2017 com base em aproximadamente 30 mil olhos. É uma fórmula teórica que incorpora métodos de regressão e inteligência artificial. O autor também desenvolveu uma fórmula para lentes tóricas, com uma abordagem de desenvolvimento similar, e uma para pacientes com ceratocone, que é uma variação teórica da fórmula básica. Os parâmetros obrigatórios para a fórmula básica são a constante A (similar à da SRK/T, podendo ser otimizada para cada cirurgião), gênero, comprimento axial, curvatura da córnea (em dioptrias) e profundidade da câmara anterior. Podem ser adicionados a espessura do cristalino e a espessura central da córnea para melhorar o poder preditivo da fórmula. A fórmula tórica também solicita o astigmatismo induzido pela cirurgia (Kane recomenda 0 em incisões temporais inferiores a 2,75 mm) e dados sobre a incisão cirúrgica.⁸

A fórmula PEARL-DGS foi desenvolvida na França. PEARL é um acrônimo para “Prediction Enhanced by ARTificial Intelligence and output Linearization”, enquanto DGS é um acrônimo com os nomes dos três autores. A fórmula foi desenvolvida com base em técnicas de aprendizado de máquina e apresentou resultados superiores às demais em um estudo realizado com 400 olhos.⁹

⁸ Disponível em <<https://www.iolformula.com/>>.

⁹ Disponível em <<https://www.gatinel.com/recherche-formation/biometrie-oculaire-calcul-dimplant/pearl-dgs-formula-for-iol-power-calculation/>>.

A fórmula EVO (*Emmetropia Verifying Optical Formula*) 2.0 é uma fórmula baseada na teoria da emetropização e gera um “fator de emetropia” para cada olho. É uma fórmula primariamente teórica, baseada no modelo de lente espessa, podendo trabalhar com diferentes formatos e dioptrias de lentes intraoculares. Também há uma adaptação da fórmula para lentes tóricas, baseado na fórmula EVO para lentes não-tóricas. Utiliza como parâmetros obrigatórios o comprimento axial, ceratometria, profundidade de câmara anterior e constante A. Podem ser adicionados, para maior precisão, a espessura do cristalino e a espessura central da córnea.¹⁰

1.3 COMPARAÇÕES ENTRE FÓRMULAS

1.3.1 Protocolo de Pesquisa

Em 2015, Hoffer e diversos dos autores mais respeitados da área publicaram um editorial sugerindo um protocolo com uma série de recomendações para a realização de pesquisas em lentes intraoculares.

O primeiro passo é descrever, no início da seção de Métodos, os dados demográficos (gênero, idade e etnia) da população utilizada no estudo.

O segundo passo é zerar o erro médio (ME) do grupo de estudo em cada fórmula individualmente com o ajuste dos fatores de lentes (constantes), diminuindo assim o viés associado ao fator de lente escolhido.

O terceiro passo é comparar o erro mediano absoluto (MedAE) de cada fórmula ao invés do ME. Um ME diferente de zero apenas quer dizer que o fator de lente utilizado é muito alto ou muito baixo para a população. Além disso, a comparação do erro médio absoluto (MAE), medida mais usada na literatura previamente, não tem distribuição gaussiana, tornando a análise estatística mais complexa sem necessidade.

Também é recomendado relatar o desvio padrão, máxima, mínima, e intervalo de confiança de 95% ao redor das médias, bem como a porcentagem de olhos com um erro preditivo $\leq \pm 0,5$ D, $\leq \pm 1$ D e $> \pm 2$ D.

O ideal é utilizar sempre um olho por paciente. Caso não seja seguido este protocolo, há risco de alteração dos dados pela correlação entre os dois olhos da

¹⁰ Disponível em: <<https://www.evoiolcalculator.com/>>.

mesma pessoa. Para corrigir esse erro, é possível fazer o ajuste pelo método GEE (“*generalized estimating equations*”) ou *Bootstrap*, no entanto, quanto menos ajustes estatísticos, melhor. Depois destas adequações, pode-se fazer o uso de testes estatísticos padronizados.

Os autores recomendam não utilizar mais fórmulas antigas, como a SRK I e II.

Implementações programáticas de fórmulas precisam ser testadas contra pacotes comerciais das mesmas fórmulas para confirmar a aplicação correta, evitando assim resultados injustos com a fórmula que foi programada errada.

Todas as fórmulas usadas nos estudos devem ser citadas em ordem alfabética, e no caso da Hoffer Q e SRK/T, também se deve referenciar as erratas (RETZLAFF, SANDERS & KRAFF, 1990; RETZLAFF, SANDERS & KRAFF, 1990 (2); HOFFER, 1994; HOFFER, 2007).

A otimização da fórmula Haigis é mais complexa pois depende de três variáveis. O método recomendado é a otimização por regressão linear dupla, mas caso os dados não sejam suficientes para otimização individual, é aceitável utilizar as constantes do *User Group for Laser Interference Biometry* (ULIB).¹¹

Para as medidas biométricas, recomenda-se o uso de biômetros ópticos. A versão do *software* dos instrumentos utilizados também deve ser declarada, para que o estudo seja reproduzível. No entanto, para obter o comprimento axial de olhos com cataratas muito densas é necessário realizar uma ultrassonografia, que preferencialmente não deve ser por aplainamento, devido ao risco de compressão da córnea e encurtamento do comprimento axial e da profundidade de câmara anterior.

Ao medir o poder de convergência da córnea, é preciso esclarecer o instrumento e os métodos utilizados para as medições, como a área de análise, número de pontos analisados, fórmulas usadas, índice do ceratômetro, entre outros.

Caso seja realizada a medida da profundidade de câmara anterior, recomenda-se que a definição seja muito clara como a distância entre o epitélio da córnea ao cristalino. A distância entre o endotélio e o cristalino é a profundidade aquosa. As duas medidas não devem ser confundidas.

O erro preditivo não deve considerar o alvo cirúrgico, uma vez que as duas medidas não guardam qualquer relação. O erro preditivo caso o cirurgião tenha um alvo de 0 D ou de -5 D será o mesmo.

¹¹ Disponível em: <<http://ocusoft.de/ulib/>>.

A refração pós-operatória subjetiva deve ser medida preferencialmente em 3 meses de pós-operatório, mas caso não seja possível, a medida deve ser feita ao menos um mês após a cirurgia, quando a refração já é considerada estável.

Como a avaliação do erro refrativo depende da acuidade visual, pacientes com acuidade visual pós-operatória inferior a 20/40 devem ser excluídos.

Os autores recomendam o uso de um único modelo de lente intraocular por estudo, visto que será necessária a otimização das constantes de cada um dos modelos de lentes utilizados.

1.3.2 Estudos Comparativos

Melles, Holladay e Change (2017) realizaram um estudo com mais de 18 mil olhos e 2 modelos de lentes intraoculares, comparou a eficácia das fórmulas Barrett Universal II, Haigis, Hoffer Q, Holladay 1, Holladay 2, Olsen, e SRK/T. O estudo seguiu os padrões do editorial publicado pelos autores mais conhecidos da área. A melhor fórmula (menor desvio padrão) foi a Barrett Universal II: Barrett Universal II (0.404), Olsen (0.424), Haigis (0.437), Holladay 2 (0.450), Holladay 1 (0.453), SRK/T (0.463), e Hoffer Q (0.473). A Hill-RBF teve a avaliação prejudicada devido ao *out-of-bounds*, e os autores acabaram não a utilizando para análise. O ajuste de Wang-Koch diminuiu o risco de hipermetropia, mas aumentou o de miopia pós-operatória.

Um estudo com 8108 olhos comparou as fórmulas Holladay 1, Hoffer Q e SRK/T. Os resultados foram declarados de acordo com os grupos a cada 0,5 mm de comprimento axial. Ao se considerar os comprimentos de 20 a 21 mm, a Hoffer Q foi a melhor. No grupo de 21 a 21,5 mm, a Hoffer Q e a Holladay 1 foram superiores. Nos grupos de 21,5 a 23,5 mm, não houve diferença significativa entre as fórmulas. Nos grupos de 23,5 a 26 mm, a Holladay 1 foi a melhor, porém com diferença significativa apenas em 2 faixas de 0,5 mm nestes grupos. Para olhos longos (> 27 mm) a SRK/T foi superior. Todas as fórmulas atingiram mais de 40% dos olhos com erros inferiores a 0,25 D, 75% com erros inferiores a 0,5 D e 95% com erros inferiores a 1 D, desde que usadas constantes otimizadas (ARISTODEMOU e cols., 2011).

Outro estudo de 10930 olhos únicos e fez a comparação do erro médio absoluto e porcentagens de olhos até determinados níveis de erro, divididos por grupo baseado em comprimento axial e modelo de lente intraocular (havia 4 diferentes lentes no estudo). As fórmulas comparadas foram a Barrett Universal II, Olsen, Haigis, Hill-RBF

2.0, Holladay 1, Holladay 2, Hoffer Q, Kane e SRK/T. O estudo encontrou diferença significativa no desempenho da fórmula de Kane em todos os subgrupos de comprimento axial (DARCY e cols., 2020).

Em 2016, Kane e colaboradores estudaram 3124 olhos, comparando as fórmulas Barrett Universal II, Haigis, Hoffer Q, Holladay 1, Holladay 2, SRK/T e T2. Foi observada superioridade da Barrett Universal II em erro médio absoluto em todos os subgrupos, exceto os olhos curtos (sem diferença significativa da Holladay 1 e T2 no subgrupo médio-longo e da T2 no subgrupo longo). Também foi a fórmula com mais olhos com erros refrativos abaixo de 0,25, 0,5 e 1 D (KANE e cols., 2016).

Outro estudo realizado com 3122 olhos únicos, comparando a efetividade da Barrett Universal II, Hill-RBF 2.0, Holladay 1, FullMonte e Ladas Superformula, encontrou erro mediano absoluto em ordem crescente: Barrett Universal II, Holladay 1, Ladas Superformula, Hill-RBF 2.0 e Fullmonte (KANE e cols., 2017).

Cooke e Cooke (2016) avaliaram 1079 olhos únicos, comparando as fórmulas por desvio padrão do erro médio absoluto. Em ordem crescente de desvio padrão, as fórmulas foram classificadas da seguinte maneira: Olsen (obtida pelo programa PhacoOptics), Barrett Universal II, Olsen (coletada do biômetro Haag-Streit Lenstar LS 900), Haigis, T2, Super Formula, Holladay 2 (sem refração pré-operatória), Holladay 1, Holladay 2 (com refração pré-operatória), Hoffer Q e SRK/T (COOKE & COOKE, 2016).

Um estudo de 846 pacientes comparou os resultados das fórmulas Barrett Universal II, Kane, Haigis, Hill-RBF 2.0 (com resultados *out-of-bounds*), Hoffer Q, Holladay 1, Holladay 2 com novo ajuste de comprimento axial, Olsen e SRK/T. Neste estudo a fórmula de Kane apresentou resultados estatisticamente superiores às demais para olhos médios, mas para olhos curtos e longos todas tiveram resultados sem diferença significativa estatisticamente (CONNEL & KANE, 2019).

Outro estudo realizado em 2020 fez a comparação das seguintes fórmulas em 200 olhos: Barrett Universal II, EVO 2.0, Haigis, Hoffer Q, Holladay 1, Holladay 2, Kane, Naeser 2, Pearl-DGS, Hill-RBF 2.0, SRK/T, T2 e VRF. As fórmulas com menor erro mediano absoluto foram, em ordem crescente, Kane, Hill-RBF 2.0, Barrett Universal II e SRK/T. As fórmulas com menor desvio-padrão foram a Barrett Universal II, T2, Kane e EVO 2.0. No entanto, todas as fórmulas obtiveram mais de 50% dos olhos com um erro inferior a 0,25 D, e 80 a 88,5% dos olhos com erros preditivos

abaixo de 0,5 D, demonstrando que mesmo as fórmulas clássicas apresentam resultados favoráveis e seguros (SAVINI e cols., 2020).

Mustafa e cols. (2018) realizaram um estudo com 84 olhos em pacientes com comprimento axial inferior a 22 mm, comparou as fórmulas SRK/T, Hoffer Q, Haigis e Holladay 1 otimizadas e encontrou que a SRK/T apresentava uma porcentagem maior de olhos com erros preditivos inferiores a 1 e 0,5 D. Também encontraram associação de câmara anterior mais rasa com aumento no erro preditivo de todas as fórmulas, exceto a Holladay 1 (MUSTAFA e cols., 2018).

Um estudo de 45 olhos únicos com curvatura da córnea superior a 46 D comparou as fórmulas Haigis, Holladay 1, Hoffer Q e SRK/T. Por ordem de eficácia, a melhor foi a SRK/T, seguida pelas Holladay 1, Haigis e Hoffer Q. No entanto, estatisticamente as quatro foram equivalentes, com 77,8% dos olhos dentro de 0,5 D de erro preditivo (FARAMARZI, AGHAJANI e GHIASIAN, 2017).

Outro estudo com 38 pacientes e 75 olhos com lentes quadrifocais (Panoptix TNFT00) implantadas obteve os seguintes resultados, em ordem decrescente de desempenho: Barrett Universal II, Hill-RBF, Olsen, T2, Holladay 1, Haigis, SRK/T, Holladay 2, e Hoffer Q (SHAJARI e cols. 2018).

Outro estudo comparou as fórmulas SRK/T e T2 em 63 olhos com comprimento axial maior que 25 mm. O estudo encontrou que a T2 é menos precisa que a SRK/T, mas que as duas apresentam um erro grande na previsão da altura corneana, propondo um método para predição mais adequada nestes olhos (IDROBO-ROBALINO, SANTAELLA e GUTIÉRREZ, 2019).

Göcke e cols. (2017) compararam 7 fórmulas (Barrett Universal II, Haigis, Hill-RBF, Hoffer Q, Holladay 1, Holladay 2, e Olsen) em 86 olhos curtos (comprimento axial menor que 22 mm). O parâmetro de comparação utilizado foi principal o erro mediano absoluto, que não foi estatisticamente diferente para nenhuma das fórmulas. A Olsen apresentou resultados levemente hipermetropes e a Hoffer Q e Holladay 2 resultados levemente míopes.

Um estudo de 56 olhos com comprimento axial superior a 26 mm comparou as fórmulas Barrett Universal II, Haigis, Hill-RBF, Holladay 1, Holladay 2 e SRK/T. O estudo observou que todos os métodos são equivalentes, exceto as fórmulas Holladay 1 e 2, que tiveram desempenho significativamente inferior (JI e cols., 2019).

Outro estudo de 186 olhos de 128 pacientes comparou as fórmulas Hill-RBF 2.0, Barrett Universal II e SRK/T. O biômetro usado foi o Topcon Alladin e foram implantados dois modelos de lentes monofocais biconvexas. O período de avaliação pós-operatória variou de 4 a 52 semanas. Não foi encontrada diferença significativa do erro médio e mediano absolutos entre as três fórmulas, mas a Hill foi superior à Barrett, que foi superior à SRK/T na porcentagem de olhos a 0,5 D de erro preditivo (NEMETH & MODIS, 2020).

Outro estudo de 50 olhos únicos com comprimento axial curto não encontrou diferenças estatísticas entre Barrett Universal II, Haigis, Hoffer Q, Holladay 2, Hill-RBF e SRK/T (SHRIVASTAVA e cols., 2018).

Outro estudo comparou a fórmula Holladay 2 às demais fórmulas de 3ª geração em pacientes com comprimento axial superior a 26 mm ou inferior a 22 mm, bem como poder refrativo da córnea superior a 46 D ou inferior a 42 D. O estudo comparou os resultados em um total de 126 olhos divididos em 4 grupos. No grupo com comprimento axial superior a 26 mm, que continha 32 pacientes, a fórmula SRK/T foi superior. No grupo com comprimento axial curto, com 36 pacientes, a Hoffer Q e a Holladay 2 foram as melhores fórmulas. No grupo com curvatura corneana superior a 46 D, com 27 pacientes, a Hoffer Q, Haigis, Holladay 1 e 2 tiveram resultados similares. Já no grupo com curvatura corneana baixa, com 33 pacientes, as fórmulas Holladay 1 e 2 tiveram o melhor resultado (CORDELETTE e cols., 2018).

Um estudo prospectivo com 100 olhos concluiu que a Barrett Universal II foi a fórmula com menor erro na primeira semana de acompanhamento pós-operatório, mas não houve diferenças em 1 mês e 3 meses. A fórmula com maior número de casos com erro inferior a 0,25 D após 3 meses da cirurgia foi a Hill-RBF. O estudo concluiu também que é prudente esperar uma migração posterior da LIO, levando a resultados mais hipermetropes (WALLACE e cols., 2018).

1.4 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Parte deste trabalho utiliza a Inteligência Artificial para a melhoria da precisão da previsão dos erros refrativos em cirurgias de catarata. No entanto, a Inteligência Artificial é um tema abrangente e complexo, segundo Neapolitan e Jiang (2018), abrangendo diversas formas e aplicações. Desta maneira, é fundamental determinar com maior precisão quais técnicas serão utilizadas.

Neste estudo, foram utilizadas técnicas de aprendizagem de máquina com aprendizagem supervisionada, onde o computador recebe dados previamente classificados (“rotulados”) e utiliza diversos algoritmos para detectar padrões nos dados e realizar previsões destes rótulos.

1.4.1 Aprendizagem de Máquina

Segundo Guo (2017), o processo de aprendizagem de máquina pode ser dividido em 7 passos. O primeiro consiste na coleta de dados, que deve sempre ser realizada com cuidado para minimizar erros e aumentar a qualidade das previsões realizadas no futuro.

O segundo passo é a preparação dos dados. Uma vez coletados, os dados devem ser consolidados e organizados em uma plataforma adequada, como uma planilha do Microsoft Office Excel. Neste momento, é importante realizar a randomização dos dados (quando cabível) e observar os dados em busca de padrões claros ou discrepâncias e *outliers*. Nesta fase também é realizada a divisão da base em uma base de treino, onde a máquina será treinada, e uma de testes, onde ela realizará previsões para avaliar seu desempenho. Podem ser realizados outros preparativos, como normalização, correção de erros, enriquecimento de dados, recuperação de dados e outros.

O terceiro passo é a escolha do algoritmo para o desenvolvimento/treinamento modelo computacional. Existem numerosos algoritmos, mas é essencial escolher um que seja adequado à tarefa que se busca resolver. Deve-se avaliar se os dados são rotulados ou não, se são imagens, sons, textos, números ou dados de outros tipos.

O quarto passo é o treinamento. Neste passo, os dados da base de treino alimentaram o modelo escolhido, e através de múltiplas iterações o algoritmo definirá as características e pesos até encontrar o melhor resultado possível para aquela base. Ao final, o modelo estará apto a realizar previsões baseado nos dados que adquiriu e ajustou ao longo da fase de treinamento.

O quinto passo é a avaliação do modelo. O modelo será alimentado com a base de testes e não passará por novo treinamento. Serão feitas previsões e depois comparados os resultados com os dados reais da base de testes. Este passo é essencial, pois simula o comportamento do modelo em uma situação real.

O sexto passo é a otimização de parâmetros, com objetivo de melhorar os resultados na base de testes. Cada algoritmo terá parâmetros diferentes, e cada base de dados poderá passar por otimizações diferentes. Devem ser realizadas múltiplas iterações até obter o melhor resultado possível.

O último passo é a previsão. Finalizado todo o processo, é possível escolher qual o melhor modelo (ou combinação de modelos) e começar a utilizá-lo em situações reais. É importante sempre lembrar das limitações do método e considerar outras variáveis que podem interferir em situações reais (GUO, 2017).

1.4.2 Árvore de Decisão

Uma árvore de decisão é um modelo de representação de conhecimento que pode ser utilizado de múltiplas formas diferentes, não necessariamente apenas na aprendizagem de máquina. Basicamente, trata-se de uma estrutura que tomará uma série de decisões e definirá classes ao fim das decisões. Tal representação pode também ser descrita ou convertida em um conjunto de regras.

A aprendizagem de máquina possui alguns algoritmos que se baseiam em árvores de decisão e estes têm como principal função descobrir quais serão as regras e os pontos de corte utilizados para construir a árvore, e isto pode ser feito por meio de diversas técnicas, geralmente decididos de acordo com a entropia ou ganho de informação atrelados àquela decisão (NEAPOLITAN & JIANG, 2018).

1.4.3 k-Nearest Neighbors

O algoritmo *k-Nearest Neighbors* consiste em um modelo preditivo que define classes com base na proximidade entre os indivíduos ou exemplos. O algoritmo consiste primeiramente na definição da posição de cada indivíduo de acordo com as variáveis de entrada. Posteriormente, será realizado o cálculo da distância entre o indivíduo não rotulado e os demais pontos, seja ela euclidiana, de Manhattan ou de outros tipos. Por fim, o algoritmo irá conferir os k indivíduos mais próximos, sendo k um dado definido pelo usuário, e classificará o indivíduo não rotulado com a classe de maior frequência entre os k indivíduos. Devido à sensibilidade do algoritmo a diferenças na escala dos dados, é recomendado tomar medidas de normalização dos

dados. Além disso, podem ser definidos pesos para cada variável, influenciando o resultado final (ZHANG, 2017).

1.4.4 Support Vector Machine

A *Support Vector Machine* (SVM) é uma técnica de classificação por aprendizagem supervisionada que consiste na criação de hiperplanos em um espaço multidimensional, que separam os indivíduos de acordo com seus rótulos ou classes, criando pontos de decisão que permitem classificar os dados de acordo com os padrões encontrados (ZHANG, 2017).

1.4.5 Redes Neurais Multilayer Perceptron

Os algoritmos do tipo *Multilayer Perceptron* são redes neurais, inspiradas no funcionamento do cérebro humano. O *perceptron* consiste na modelagem de um único neurônio, que receberá um vetor de entradas e aplicará pesos, que serão modificados repetidamente até obter os melhores resultados. O *perceptron* aplica os pesos aos valores de entrada, e depois aplica uma função de ativação que gerará o sinal de saída, geralmente binário. Uma rede neural pode ser composta por um ou vários *perceptrons* interligados, formando diversas camadas, com relações muitas vezes complexas e incompreensíveis para os humanos (NEAPOLITAN, 2018).

1.4.6 Regressão Logística

Adicionalmente, também foi utilizado o método de Regressão Logística, que consiste em uma ferramenta estatística que busca determinar a relação de determinados fatores com a probabilidade de determinado resultado de uma variável dependente binária, sendo tipicamente baseado em um grande número de dados (NEAPOLITAN & JIANG, 2018; ZHANG, 2017).

1.5 DESAFIOS E PROBLEMÁTICA

Independente dos métodos utilizados, ainda existem muitas dificuldades na previsão do erro refrativo, sobretudo quando se trata de olhos com medidas

biométricas atípicas. Devemos destacar ainda que para alguns tipos de lentes intraoculares, sobretudo as multifocais, mesmo pequenos erros refrativos podem causar consequências secundárias devido ao padrão difrativo destas lentes, gerando fenômenos fotodistópicos que prejudicam significativamente a qualidade visual do paciente.

Nota-se na literatura uma tendência ao desenvolvimento de novas fórmulas empíricas e/ou teóricas, e a aplicação de inteligência artificial em algumas das novas fórmulas, no entanto, as diferenças em relação às fórmulas de terceira e quarta geração são conflitantes, e em muitos estudos não se encontra diferença significativa entre elas.

As dificuldades em melhorar o processo de previsão do erro refrativo podem advir de múltiplas variáveis. Uma das hipóteses é a super adaptação ou sobreajuste (*overfitting*) das fórmulas à base de dados na qual foram treinadas, um problema muito comum das fórmulas empíricas e da Aprendizagem de Máquina em geral. Pode haver influência da variabilidade genética e étnica. Também pode haver interferência das ferramentas utilizadas para medição, sobretudo quando utilizados aparelhos diferentes. Além disso, outras variáveis podem surgir quando comparando cirurgias diferentes, como experiência, técnica empregada, tipo e tamanho de incisão, equipamentos utilizados, entre muitas outras. Também é possível que fatores não estabelecidos ou não avaliados na prática tenham alguma correlação com esta variabilidade, como indicam novos estudos (SATOU e cols., 2019; YOO e cols., 2019).

A previsão do erro refrativo pós-facectomia é uma área científica complexa e em franco desenvolvimento, que certamente se beneficiará da aplicação de novas técnicas e estratégias para a solução deste problema, como a proposta neste estudo.

2 PERGUNTA DE PESQUISA E OBJETIVO

Temos como principal pergunta de pesquisa deste trabalho a seguinte: é possível desenvolver uma solução baseada em inteligência artificial que informe a precisão das fórmulas biométricas para cada caso, ajudando o cirurgião a prever com maior acurácia a dioptria correta das lentes intraoculares na cirurgia de catarata?

Desta maneira, têm-se como objetivo da pesquisa desenvolver uma solução baseada em inteligência artificial que informe o grau de precisão de cada fórmula biométrica entre as já existentes para cada olho na população brasileira, com menor erro refrativo, sobretudo nos olhos atípicos, de acordo com a comparação e análise dos resultados cirúrgicos prévios de olhos similares.

3 METODOLOGIA

3.1 COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA

Este projeto foi avaliado e autorizado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Alagoas, de registro CAAE nº: 89418718.9.0000.5013, sob o projeto denominado “Utilização de algoritmos de aprendizagem de máquina para o cálculo do poder da lente intraocular em portadores de catarata.”, e deferido previamente ao início da coleta de dados.

3.2 POPULAÇÃO E FONTES DE DADOS

Todos os dados obtidos nesta pesquisa foram oriundos de prontuários e exames de biometria digitalizados de pacientes do Hospital Oftalmológico de Brasília-DF, acompanhados e operados pelo mesmo cirurgião oftalmológico (W.T.H.). Antes do tratamento, a base de dados continha 5.864 entradas, cada uma correspondendo a uma facectomia realizada neste hospital.

A população final da base de dados continha 1.527 indivíduos com idade média de $66,76 \pm 9,06$ anos, sendo 55,21% deles do sexo feminino e em 63% dos casos foi escolhido, de forma aleatória através de algoritmos randômicos implementados na biblioteca NumPy da linguagem de programação Python, o olho direito para análise. Informações sobre a etnia dos pacientes não estavam disponíveis.

3.3 CRITÉRIOS DE INCLUSÃO

Foram incluídos todos os pacientes que foram operados para tratamento de catarata entre 2010 e 2018 neste hospital, seguindo um protocolo de consulta clínica e exame biométrico pré-operatório com medida da refração, comprimento axial, ceratometria e profundidade de câmara anterior, além de consulta clínica de seguimento pós-operatório, realizada em qualquer período situado entre 1 e 6 meses após a cirurgia.

3.4 CRITÉRIOS DE EXCLUSÃO

Foram excluídos todos as entradas incompletas ou defeituosas cujos dados cirúrgicos (data da cirurgia e dados da lente intraocular) e clínicos refrativos ou biométricos pós-operatórios (ACD, AL e K) não puderam ser recuperados; todos os pacientes com casos complexos que envolvessem reabordagem cirúrgica, traumatismos oculares ou comorbidades oculares; casos pediátricos, em pacientes menores de 18 anos; casos com seguimento clínico incompleto ou fora dos padrões temporais de inclusão; casos com acuidade visual pior que 20/40 após a cirurgia; casos com uso de lentes intraoculares com frequência inferior a 50 cirurgias na base de dados; casos com cirurgia ocular prévia; pacientes com implantes intraoculares tóricos; e pacientes com dados biométricos que causassem erro durante o cálculo da fórmula SRK/T, ensejando o cálculo da raiz quadrada de um número negativo para estimativa da altura corneana.

3.5 COLETA DE DADOS

Os dados foram coletados através de prontuários digitalizados pela equipe hospitalar em formato *Portable Document Format* (PDF) e através do download dos dados do biômetro IOLMaster 500, fabricado pela Zeiss, utilizado para as medidas biométricas, configurado com índice refrativo de 1,3375.

A equipe de pesquisa desenvolveu uma interface proprietária em Python para automatizar a coleta de dados e compilar todos os dados clínicos de relevância para o estudo (idade, lateralidade do olho, registros clínicos prévios, medidas refrativas pré e pós-operatórias, data da cirurgia, modelo de lente intraocular, resultados pós-operatórios e acuidade visual pré e pós-operatória) em uma planilha eletrônica. A extração e registro dos dados foi então realizada manualmente.

Os dados biométricos foram compilados através de reconhecimento ótico de caracteres, utilizando ferramentas da *Amazon Web Services* para reconhecimento automático e tabulação dos dados, que também foram compilados em planilhas eletrônicas.

Posteriormente à coleta, os dados foram avaliados cuidadosamente, sendo realizada a recoleta de dados e a verificação manual em entradas com dados

conflitantes nos registros médicos e também de *outliers* e entradas com dados corrompidos ou faltantes.

3.6 TRATAMENTO DOS DADOS

Os dados foram organizados e processados utilizando os softwares Microsoft Office Excel 2016® e através de algoritmos desenvolvidos na linguagem Python e livrarias Pandas, Scipy e Scikit-learn.

Foram retirados da base todos os casos que se enquadravam dentro dos critérios de exclusão, e atualizados os dados onde foi possível fazer novas coletas para *outliers*, dados corrompidos ou conflitantes. Também foi necessário calcular a média das medidas K1 e K2 do biômetro para obter a medida da ceratometria. Os erros refrativos foram convertidos em equivalentes esféricos.

As fórmulas Haigis, Holladay 1, Hoffer Q e SRK/T foram implementadas de acordo com as instruções disponíveis na literatura, levando em consideração ainda as erratas publicadas posteriormente para as fórmulas Hoffer Q e SRK/T. Os resultados das fórmulas desenvolvidas foram testados em casos reais, em diversas situações clínicas e em pacientes com medidas biométricas variadas e comparados com os resultados dos cálculos feitos pelo IOLMaster 500, não havendo discrepâncias significativas entre as implementações. Os resultados das fórmulas Barrett e Kane foram obtidas através da inserção automática dos dados nos respectivos sites que hospedam calculadoras para estas fórmulas. Os parâmetros usados para cálculos das fórmulas foram o AL, K, ACD e WTW. Para fórmulas que solicitavam parâmetros adicionais de maneira opcional (p. ex: espessura de lente, espessura central da córnea), estes não foram inseridos.

As constantes das fórmulas foram obtidas através da otimização exaustiva das constantes das fórmulas Barrett, Hoffer Q, Holladay 1 e SRK/T, sendo utilizadas as constantes que conferiram o erro médio mais próximo possível de zero, com tolerância de até 0,02 D, para cada modelo de lente intraocular na base de dados. Devido a dificuldades de automação as constantes utilizadas para o cálculo da fórmula Kane foram obtidas da base de dados ULIB. Devido à complexidade dos cálculos de otimização, optou-se por utilizar as constantes a0, a1 e a2 para o cálculo da fórmula Haigis também na base de dados ULIB.

3.7 MODELOS COMPUTACIONAIS DESENVOLVIDOS

Foram desenvolvidos quatro grupos de modelos computacionais de classificação nesta pesquisa, utilizando como base algoritmos do tipo *Árvore de Decisão*, *k-Nearest Neighbors*, *Support Vector Machine*, *Multilayer Perceptron* e regressão logística. Todos os algoritmos de aprendizagem de máquina passaram por processo de validação cruzada estratificada do tipo *k-fold*, com 5 subgrupos contendo a mesma proporção da base completa de indivíduos classificados de acordo com o resultado refrativo conseguido, e sendo feitas 5 iterações de treinamento e testagem para cada base, usando em cada iteração um dos 5 subgrupos para testagem e os demais para treino. Ao final, foram considerados os resultados dos 5 testes para validação.

Os parâmetros considerados para o ajuste e otimização dos algoritmos do tipo *k-Nearest Neighbors* foram o peso (uniforme ou por distância) e número de vizinhos (3 a 30). Os parâmetros otimizados para os algoritmos do tipo *Support Vector Machine* foram o valor C (1, 10, 100, 1.000 e 10.000) e o valor de gamma (0,1 até 0,00001). Os parâmetros otimizados para os algoritmos do tipo *Multilayer Perceptron* foram a função de ativação (*logistic*, *tanh* e *relu*), o valor de alfa (0,1 até 0,001) e quantidade de neurônios na camada escondida (5, 10 e 20). Os parâmetros otimizados para os algoritmos do tipo Regressão Logística foram os valores de C (0,001 a 1.000). Os parâmetros otimizados para os algoritmos do tipo *Árvore de Decisão* foram o critério de ganho de informação (GINI ou entropia), profundidade da árvore (3 a 200 níveis) e quantidade de amostras mínimas (3 a 200 “folhas”).

Os modelos computacionais foram então desenvolvidos e separados em quatro grupos, de acordo com os critérios de treinamento e classificação utilizados. Para cada um dos grupos, foram treinados algoritmos dos tipos *k-Nearest Neighbors*, *Support Vector Machine*, *Multilayer Perceptron*, Regressão Logística e *Árvore de Decisão* para cada uma das fórmulas testadas neste estudo. Nos grupos 3 e 4, foram criados algoritmos adicionais de acordo com o modelo de lente utilizado e subgrupo de medidas biométricas a que o indivíduo pertence, respectivamente.

O primeiro grupo foi composto de algoritmos classificadores que classificam os indivíduos em 3 classes, de acordo com a qualidade do resultado pós-operatório previsto. Caso o resultado do erro preditivo fosse inferior a 0,5 D, o paciente seria classificado como “Ótimo”. Caso o resultado fosse superior a 0,5 D, porém inferior a

1,5 D, o resultado seria considerado “Bom”. Caso fosse superior a 1,5 D, seria considerado “Regular”. O modelo realiza tais previsões para cada uma das fórmulas testadas (Barrett, Haigis, Hoffer Q, Holladay 1, Kane e SRK/T), de acordo com os dados de todos os olhos da base.

O segundo grupo foi composto de algoritmos classificadores similares ao primeiro, porém que classificam os indivíduos em apenas 2 classes, de acordo com a qualidade do resultado pós-operatório previsto. Caso o resultado do erro preditivo fosse inferior a 0,5 D, o paciente seria classificado como “Ótimo”. Caso o resultado fosse superior a 0,5 D, seria considerado “Regular”. O modelo realiza tais previsões para cada uma das fórmulas testadas (Barrett, Haigis, Hoffer Q, Holladay 1, Kane e SRK/T), de acordo com os dados de todos os olhos da base.

O terceiro grupo foi composto de algoritmos classificadores similares ao segundo grupo, com apenas duas classes, porém treinados e testados isoladamente para cada modelo de lente intraocular disponível na base, e realizando uma previsão isolada para cada fórmula.

O quarto grupo foi composto de algoritmos classificadores similares ao segundo grupo, com apenas duas classes, porém treinados e testados isoladamente para cada subgrupo biométrico, realizando uma previsão isolada para cada fórmula. Os grupos biométricos foram divididos de acordo com o comprimento axial, ceratometria e profundidade de câmara anterior. Os subgrupos baseados em comprimento axial foram o grupo “AL Médio”, com comprimento axial entre 22,5 e 25,5 mm, “AL Curto”, com comprimento axial igual ou inferior a 22,5 mm, e “AL Longo”, com comprimento axial igual ou superior a 25,5 mm. Os subgrupos baseados em ceratometria foram o grupo “K Médio”, com ceratometria entre 42 e 46 D, “K Plano”, com ceratometria igual ou inferior a 42 D, e “K Acentuado”, com ceratometria igual ou superior a 46 D. Os subgrupos baseados em profundidade da câmara anterior foram o grupo “ACD Média”, com profundidade entre 2,5 e 3,5 mm, “ACD Rasa”, com profundidade igual ou inferior a 2,5 mm, e “ACD Profunda”, com profundidade igual ou superior a 3,5 mm.

3.8 ESTUDOS ESTATÍSTICOS

Os dados demográficos da população foram descritos por frequência, para os dados categóricos (sexo, lateralidade do olho operado, subgrupo por medidas biométricas, lente intraocular implantada e subgrupo de grau de erro refrativo) e em

média e desvio padrão para os dados numéricos (idade, erro de previsão, comprimento axial, ceratometria, profundidade de câmara anterior).

Para comparação do desempenho das fórmulas biométricas foram utilizadas as recomendações publicadas por Hoffer e cols. (2015). Descrevemos a medida do erro médio absoluto, obtida através da conversão dos erros refrativos negativos em positivos e cálculo da média de todos os valores, comparadas primariamente através do erro mediano absoluto. Além disso, foram descritos o erro padrão da amostra, intervalo de confiança de 95% em torno da média e a porcentagem de olhos com erros refrativos inferiores a 0,5 D e 1,0 D de equivalente esférico. Não foram descritos valores mínimos ou máximos de erro refrativo nem a porcentagem de indivíduos com erros superiores a 2 dioptrias, conforme recomendado por Hoffer e cols. (2015), devido à eliminação destes indivíduos da base de dados.

Para comparação do desempenho dos modelos computacionais classificadores, comparamos os erros de predição obtidos pelo desempenho de cada fórmula em toda a base de dados, e depois calculamos qual seria o erro preditivo do subgrupo que foi classificado como “Ótimo” por aquele classificador com intervalo de confiança de 95%. No caso do classificador de três classes, além dos resultados isolados da classe “Ótimo” também foram relatados os resultados somados das categorias “Ótimo” e “Bom”. As métricas de comparação entre fórmulas e modelos foram similares às descritas no parágrafo anterior.

4 RESULTADOS

4.1 ANÁLISE DESCRITIVA

O comprimento axial (AL) médio da base foi de $23,49 \pm 1,14$ mm. Os indivíduos foram caracterizados de acordo com o AL em indivíduos com olhos curtos, ou seja, com AL inferior a 22,5 mm (16,76%), médios, com AL entre 22,5 e 25,5 mm (78,39%) e longos, com AL superior a 25,5 mm (4,85%).

A profundidade de câmara anterior (ACD) da base média foi de $3,11 \pm 0,43$ mm. Os indivíduos foram caracterizados de acordo com o AL em indivíduos com olhos de câmara anterior curta, ou seja, com ACD inferior a 2,5 mm (6,22%), média, com ACD entre 2,5 e 3,5 mm (78,52%) ou profunda, com ACD superior a 3,5 mm (15,26%).

A ceratometria média (K) da base foi de $43,92 \pm 1,72$ D. Os indivíduos foram caracterizados de acordo com o K em indivíduos com olhos planos, ou seja, com K inferior a 42 D (11%), médios, com K entre 42 e 46 mm (78,65%) e acentuados, com K superior a 46 D (10,35%).

Considerando todos os pacientes da base, foram inseridas 284 lentes do modelo SN60WF (18,6%), 274 lentes do modelo AR40e (17,94%), 250 lentes do modelo AAB00 (16,37%), 169 lentes do modelo ZMB00 (11,07%), 129 lentes do modelo ZCB00 (8,45%), 125 lentes do modelo SN6AD1 (8,19%), 90 lentes do modelo SA60AT (5,89%), 73 lentes do modelo ZXR00 (4,78%), 68 lentes do modelo TFNT00 (4,45%) e 65 lentes do modelo ZA9003 (4,26%).

4.2 DESEMPENHO DAS FÓRMULAS

Quando aplicadas as fórmulas à base de dados completa, foram obtidos os seguintes resultados em erro médio absoluto, desvio padrão e quantidade de pacientes com erro inferior a 0,5 e 1 Dioptria:

Tabela 1 - Resultados gerais das fórmulas (Continua)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,009	0,068	-0,023	-0,007	-0,114	0,011
Erro Médio Absoluto	0,378	0,509	0,531	0,501	0,409	0,390
Erro Mediano Absoluto	0,329	0,404	0,435	0,406	0,306	0,311
Erro padrão	0,025	0,033	0,034	0,033	0,027	0,034

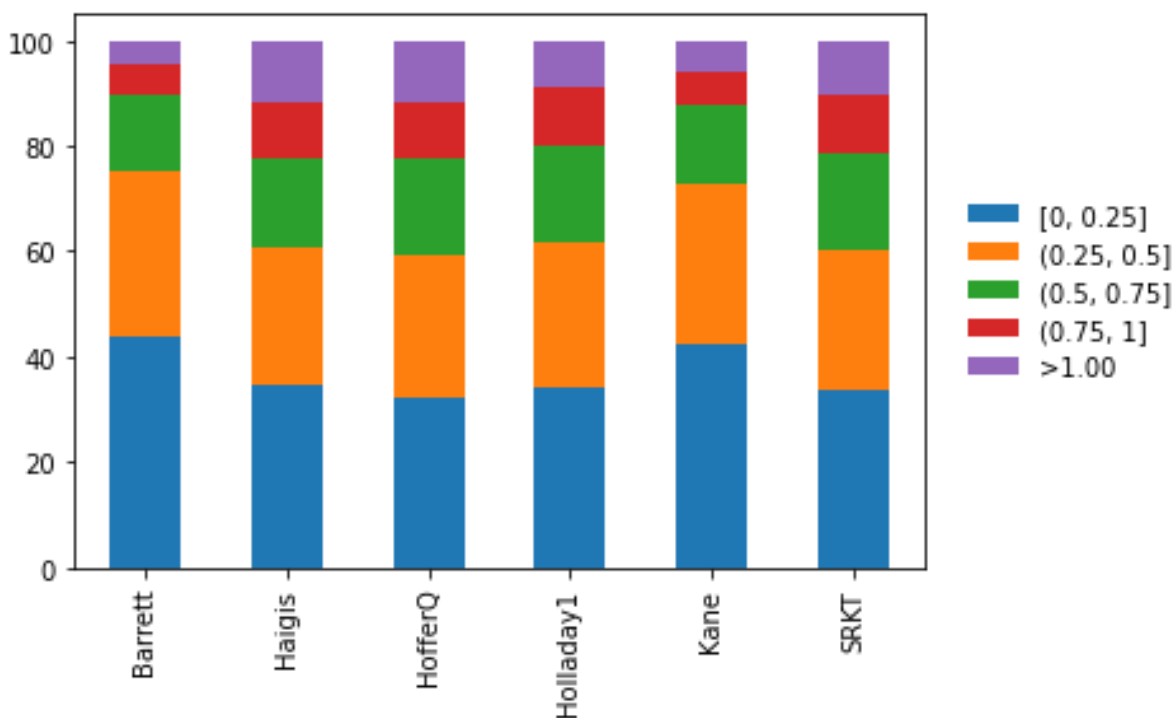
IC 95%	0,013	0,017	0,017	0,017	0,014	0,017
< 0,5 D (%)	72,8%	58,7%	56,3%	58,6%	70,9%	72,1%
< 1 D (%)	95,0%	86,8%	85,9%	88,6%	93,3%	94,2%

Fonte: Elaborada pelos autores.

A Figura 1 destaca as porcentagens de olhos que permaneceram em determinada faixa de erro de previsão de refração de acordo com cada fórmula na população geral.

Observamos que os melhores resultados, em termos de erro mediano absoluto foram obtidos pelas fórmulas Kane, SRK/T e Barrett.

Figura 1 - Porcentagem de olhos por erro de previsão



Fonte: Acervo do autor.

4.2.1 Subgrupos por Medidas Biométricas

Quando aplicadas as fórmulas à base de dados dividida em subgrupos baseados em medidas de comprimento axial, foram obtidos os seguintes resultados:

Tabela 2 - Resultados das fórmulas no subgrupo AL Curto (Continua)

Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
---------	--------	----------	------------	------	-------

Erro médio	0,002	0,266	-0,278	-0,143	-0,224	-0,143
Erro Médio Absoluto	0,428	0,615	0,633	0,604	0,464	0,649
Erro Mediano Absoluto	0,387	0,489	0,555	0,521	0,348	0,567
Erro padrão	0,033	0,046	0,046	0,046	0,036	0,050
IC 95%	0,066	0,091	0,090	0,090	0,071	0,098
< 0,5 D (%)	63,7%	50,4%	45,3%	47,3%	63,7%	44,5%
< 1 D (%)	94,1%	78,5%	79,3%	81,3%	91,0%	78,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 3 - Resultados das fórmulas no subgrupo AL Médio

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,007	0,031	-0,004	-0,014	-0,100	0,020
Erro Médio Absoluto	0,364	0,489	0,499	0,463	0,390	0,484
Erro Mediano Absoluto	0,313	0,392	0,414	0,388	0,301	0,408
Erro padrão	0,014	0,018	0,018	0,017	0,015	0,018
IC 95%	0,027	0,036	0,036	0,034	0,029	0,035
< 0,5 D (%)	74,9%	60,5%	59,2%	61,7%	72,7%	60,4%
< 1 D (%)	95,7%	88,3%	88,2%	91,1%	94,1%	89,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 4 - Resultados das fórmulas no subgrupo AL Longo

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,077	-0,022	0,536	0,585	0,045	0,407
Erro Médio Absoluto	0,440	0,473	0,701	0,765	0,525	0,656
Erro Mediano Absoluto	0,339	0,400	0,517	0,563	0,369	0,383
Erro padrão	0,070	0,073	0,088	0,108	0,088	0,104
IC 95%	0,139	0,146	0,176	0,216	0,175	0,207
< 0,5 D (%)	70,3%	59,5%	47,3%	47,3%	67,6%	62,2%
< 1 D (%)	87,8%	91,9%	71,6%	74,3%	86,5%	78,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

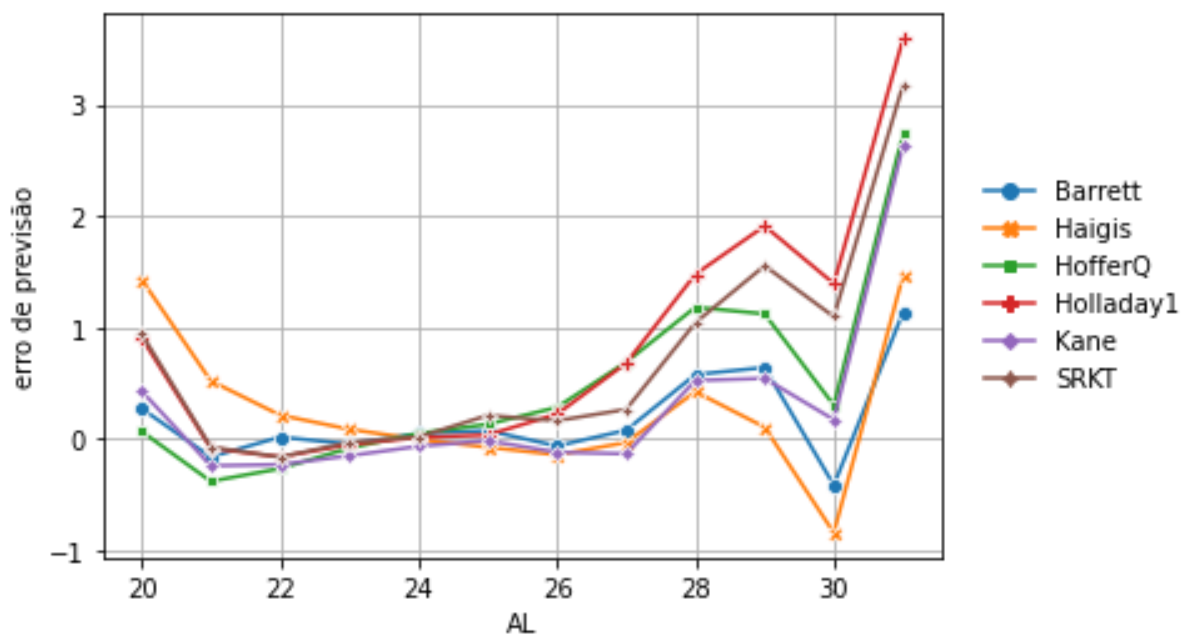
A figura 2 demonstra a variabilidade do erro médio absoluto de acordo com o comprimento axial.

Observa-se que o erro refrativo variou de acordo com o comprimento axial, havendo aumento dos erros nos olhos com comprimentos extremamente curtos ou, principalmente, longos. Notamos que para olhos com comprimento axial curto, as fórmulas Kane, Barrett e Haigis tiveram o melhor desempenho entre as demais. Nos olhos com comprimento axial médio, as fórmulas de melhor desempenho foram a

Kane, Barrett e Holladay 1. Já para olhos com comprimento axial longo, as três fórmulas com menores erros preditivos foram a Barrett, Kane e SRK/T.

Quando aplicadas as fórmulas à base de dados dividida em subgrupos baseados em medidas de profundidade de câmara anterior, foram obtidos os resultados nas tabelas 5 a 7.

Figura 2 - Erro médio absoluto por comprimento axial



Fonte: Acervo do autor.

Tabela 5 - Resultados das fórmulas no subgrupo ACD Rasa

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,120	0,277	-0,312	-0,174	-0,096	-0,083
Erro Médio Absoluto	0,416	0,608	0,599	0,539	0,406	0,560
Erro Mediano Absoluto	0,358	0,573	0,537	0,408	0,293	0,463
Erro padrão	0,053	0,069	0,072	0,070	0,055	0,075
IC 95%	0,105	0,137	0,144	0,138	0,109	0,149
< 0,5 D (%)	72,6%	45,3%	47,4%	54,7%	68,4%	52,6%
< 1 D (%)	92,6%	83,2%	81,1%	88,4%	92,6%	87,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 6 - Resultados das fórmulas no subgrupo ACD Média (Continua)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,020	0,073	-0,056	-0,029	-0,089	-0,001
Erro Médio Absoluto	0,370	0,502	0,521	0,497	0,391	0,521

Erro Mediano Absoluto	0,330	0,397	0,430	0,406	0,307	0,424
Erro padrão	0,014	0,019	0,019	0,018	0,014	0,019
IC 95%	0,027	0,037	0,038	0,036	0,028	0,038
< 0,5 D (%)	73,3%	59,6%	57,8%	58,7%	72,2%	57,0%
< 1 D (%)	96,0%	87,3%	86,5%	88,4%	94,7%	87,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

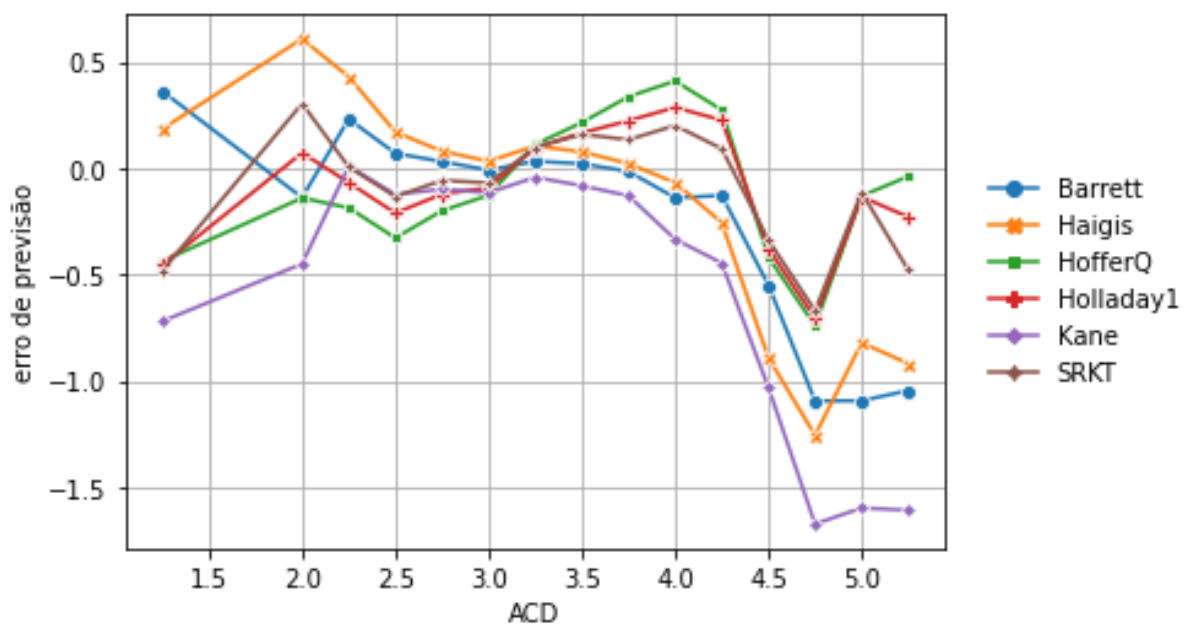
Tabela 7 - Resultados das fórmulas no subgrupo ACD Profunda

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,091	-0,045	0,265	0,177	-0,248	0,112
Erro Médio Absoluto	0,403	0,506	0,555	0,509	0,505	0,496
Erro Mediano Absoluto	0,285	0,361	0,456	0,394	0,315	0,402
Erro padrão	0,035	0,044	0,044	0,045	0,043	0,044
IC 95%	0,070	0,087	0,087	0,088	0,085	0,087
< 0,5 D (%)	70,3%	59,5%	52,2%	59,5%	65,1%	64,2%
< 1 D (%)	90,9%	85,8%	84,9%	89,7%	85,8%	88,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

A figura 3 demonstra a variabilidade do erro médio absoluto de acordo com a profundidade de câmara anterior.

Figura 3 - Erro médio absoluto por profundidade de câmara anterior



Fonte: Acervo do autor.

Observa-se que o erro refrativo variou de acordo com o comprimento axial, havendo aumento dos erros nos olhos com profundidades de câmara anterior extremamente rasas ou, principalmente, profundas. Notamos que para olhos com câmaras anteriores de menor profundidade, as fórmulas Kane, Barrett e Holladay 1 tiveram o melhor desempenho entre as demais. Para olhos com profundidade de câmara anterior média, as melhores fórmulas foram a Kane, Barrett e Haigis. Já para olhos com câmara anterior mais profunda, as três fórmulas com menores erros preditivos foram a Barrett, Kane e Haigis.

Quando aplicadas as fórmulas à base de dados dividida em subgrupos baseados em medidas de ceratometria, foram obtidos os seguintes resultados:

Tabela 8 - Resultados das fórmulas no subgrupo de K plano

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,103	-0,310	-0,155	0,130	-0,017	0,404
Erro Médio Absoluto	0,426	0,577	0,587	0,582	0,461	0,618
Erro Mediano Absoluto	0,343	0,479	0,445	0,432	0,307	0,448
Erro padrão	0,043	0,053	0,061	0,064	0,051	0,058
IC 95%	0,084	0,104	0,120	0,127	0,100	0,114
< 0,5 D (%)	70,2%	50,6%	53,0%	56,5%	66,7%	55,4%
< 1 D (%)	92,3%	85,7%	83,3%	84,5%	91,1%	81,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 9 - Resultados das fórmulas no subgrupo de K médio

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,008	0,066	-0,014	-0,019	-0,118	0,007
Erro Médio Absoluto	0,365	0,476	0,508	0,479	0,395	0,488
Erro Mediano Absoluto	0,313	0,381	0,427	0,396	0,304	0,410
Erro padrão	0,014	0,018	0,019	0,018	0,015	0,018
IC 95%	0,027	0,035	0,037	0,034	0,029	0,035
< 0,5 D (%)	74,2%	61,9%	58,0%	59,9%	72,4%	60,0%
< 1 D (%)	95,6%	88,8%	87,3%	89,8%	93,9%	89,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 10 - Resultados das fórmulas no subgrupo de K acentuado (Continua)

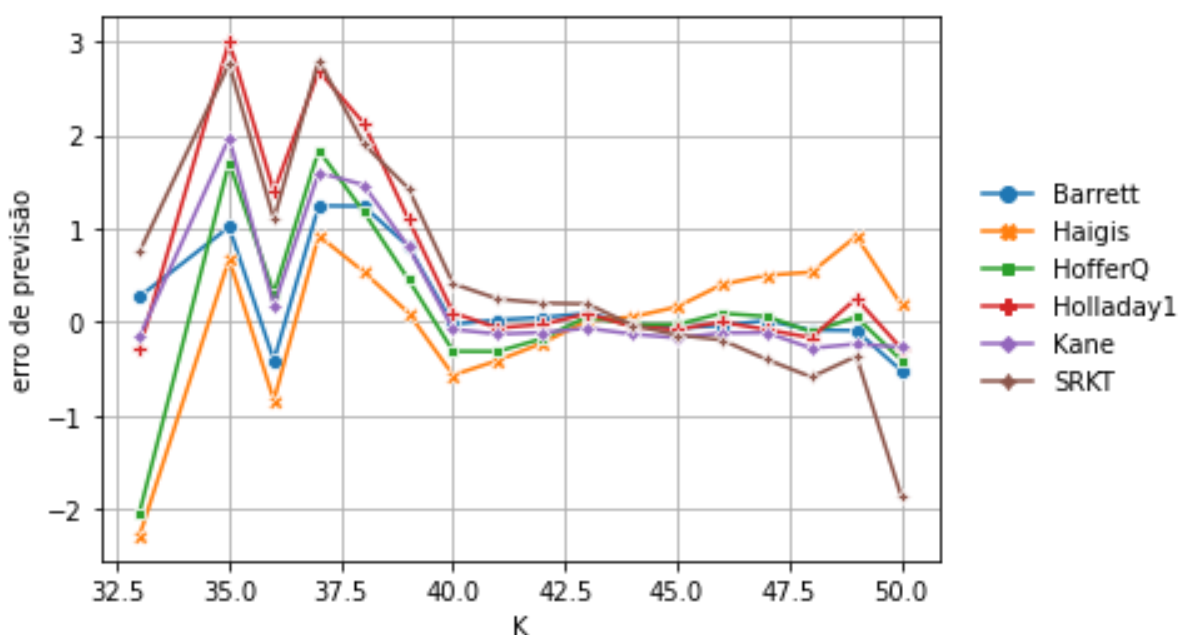
	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,078	0,486	0,045	-0,060	-0,185	-0,381
Erro Médio Absoluto	0,425	0,688	0,647	0,583	0,463	0,663

Erro Mediano Absoluto	0,390	0,637	0,535	0,490	0,340	0,596
Erro padrão	0,042	0,057	0,064	0,058	0,047	0,060
IC 95%	0,084	0,113	0,126	0,115	0,092	0,118
< 0,5 D (%)	65,0%	42,7%	47,1%	51,0%	63,7%	43,3%
< 1 D (%)	93,6%	72,6%	77,7%	83,4%	90,4%	80,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

A figura 4 demonstra a variabilidade do erro médio absoluto de acordo com a variação da ceratometria.

Figura 4 - Erro médio absoluto por ceratometria



Fonte: Acervo do autor

Observa-se que o erro refrativo variou de acordo com a medida da ceratometria, havendo aumento dos erros nos olhos com ceratometrias extremamente acentuadas ou, principalmente, planas. Notamos que para olhos com ceratometrias menos acentuadas, as fórmulas Kane, Barrett e Holladay 1 tiveram o melhor desempenho entre as demais. Para olhos com medidas ceratométricas médias, as melhores fórmulas foram a Kane, Barrett e Haigis. Já para olhos com ceratometria acentuada, as três fórmulas com menores erros preditivos foram a Kane, Barrett e Holladay 1.

4.2.2 Subgrupos por Modelo de Lente Intraocular Implantada

Quando aplicadas as fórmulas à base de dados dividida em subgrupos baseados no modelo de lente intraocular implantado, foram obtidos os seguintes resultados:

Tabela 11 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo SN60WF

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,031	0,270	0,253	0,283	0,077	0,295
Erro Médio Absoluto	0,391	0,561	0,590	0,574	0,393	0,598
Erro Mediano Absoluto	0,321	0,472	0,502	0,495	0,283	0,506
Erro padrão	0,031	0,039	0,042	0,041	0,032	0,042
IC 95%	0,060	0,077	0,082	0,081	0,063	0,083
< 0,5 D (%)	71,4%	51,9%	49,8%	50,5%	72,1%	49,1%
< 1 D (%)	93,6%	85,2%	83,7%	86,6%	93,3%	85,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Kane, Barrett e Haigis.

Tabela 12 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo AR40e

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,005	-0,211	-0,304	-0,308	-0,135	-0,314
Erro Médio Absoluto	0,379	0,482	0,568	0,529	0,393	0,542
Erro Mediano Absoluto	0,325	0,362	0,471	0,423	0,276	0,450
Erro padrão	0,030	0,036	0,040	0,036	0,031	0,037
IC 95%	0,058	0,071	0,078	0,071	0,060	0,073
< 0,5 D (%)	74,1%	63,1%	52,9%	57,7%	72,6%	55,5%
< 1 D (%)	94,2%	88,0%	83,6%	86,9%	92,7%	86,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Kane, Barrett e Haigis

Tabela 13 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo ZA9003 (Continua)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	0,186	-0,001	0,002	0,003	0,002

Erro Médio Absoluto	0,474	0,489	0,451	0,424	0,473	0,475
Erro Mediano Absoluto	0,433	0,381	0,323	0,330	0,368	0,347
Erro padrão	0,076	0,078	0,075	0,069	0,077	0,078
IC 95%	0,152	0,156	0,149	0,138	0,154	0,156
< 0,5 D (%)	61,5%	60,0%	66,2%	69,2%	67,7%	64,6%
< 1 D (%)	89,2%	87,7%	86,2%	92,3%	86,2%	90,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Hoffer Q, Holladay 1 e SRK/T

Tabela 14 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo SA60AT

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,018	-0,183	-0,339	-0,285	0,012	-0,248
Erro Médio Absoluto	0,374	0,491	0,584	0,520	0,419	0,521
Erro Mediano Absoluto	0,288	0,382	0,505	0,401	0,325	0,386
Erro padrão	0,051	0,067	0,072	0,070	0,061	0,071
IC 95%	0,102	0,133	0,143	0,139	0,122	0,141
< 0,5 D (%)	70,0%	63,3%	50,0%	56,7%	71,1%	58,9%
< 1 D (%)	95,6%	88,9%	83,3%	86,7%	92,2%	87,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Barrett, Kane e Haigis.

Tabela 15 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo TFNT00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,019	-0,166	-0,336	-0,297	-0,313	-0,244
Erro Médio Absoluto	0,357	0,373	0,455	0,422	0,436	0,429
Erro Mediano Absoluto	0,301	0,332	0,379	0,322	0,317	0,266
Erro padrão	0,058	0,056	0,062	0,061	0,060	0,069
IC 95%	0,117	0,111	0,124	0,123	0,119	0,138
< 0,5 D (%)	76,5%	79,4%	67,6%	64,7%	67,6%	67,6%
< 1 D (%)	95,6%	97,1%	91,2%	92,6%	92,6%	89,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas SRK/T, Barrett e Kane.

Tabela 16 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo SN6AD1

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	-0,206	-0,284	-0,275	-0,191	-0,238
Erro Médio Absoluto	0,349	0,439	0,467	0,435	0,385	0,451
Erro Mediano Absoluto	0,280	0,304	0,360	0,328	0,290	0,342
Erro padrão	0,044	0,051	0,049	0,047	0,047	0,051
IC 95%	0,087	0,100	0,098	0,094	0,092	0,102
< 0,5 D (%)	78,4%	64,8%	67,2%	67,2%	78,4%	68,8%
< 1 D (%)	95,2%	92,0%	88,0%	91,2%	94,4%	91,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Barrett, Kane e Haigis.

Tabela 17 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo AAB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,001	-0,010	-0,101	-0,062	-0,248	-0,033
Erro Médio Absoluto	0,362	0,514	0,530	0,509	0,421	0,513
Erro Mediano Absoluto	0,318	0,407	0,437	0,433	0,338	0,444
Erro padrão	0,029	0,042	0,042	0,040	0,031	0,041
IC 95%	0,057	0,083	0,082	0,079	0,060	0,081
< 0,5 D (%)	71,6%	56,4%	57,6%	58,0%	68,0%	57,2%
< 1 D (%)	96,8%	84,8%	85,6%	88,0%	93,6%	86,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Barrett, Kane e Haigis.

Tabela 18 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo ZMB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	0,423	0,349	0,338	-0,337	0,337
Erro Médio Absoluto	0,355	0,573	0,526	0,500	0,466	0,544
Erro Mediano Absoluto	0,340	0,464	0,462	0,408	0,391	0,447
Erro padrão	0,035	0,045	0,043	0,042	0,038	0,046
IC 95%	0,069	0,089	0,086	0,083	0,075	0,091
< 0,5 D (%)	75,1%	53,8%	52,7%	55,6%	65,1%	56,2%
< 1 D (%)	97,0%	82,2%	85,8%	87,0%	92,3%	84,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Barrett, Kane e Holladay 1.

Tabela 19 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo ZCB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,004	0,391	0,232	0,235	0,026	0,266
Erro Médio Absoluto	0,375	0,551	0,455	0,418	0,356	0,448
Erro Mediano Absoluto	0,343	0,487	0,390	0,319	0,296	0,376
Erro padrão	0,041	0,049	0,044	0,041	0,039	0,044
IC 95%	0,082	0,096	0,088	0,081	0,076	0,087
< 0,5 D (%)	75,2%	51,9%	59,7%	65,1%	75,2%	62,0%
< 1 D (%)	95,3%	84,5%	93,0%	95,3%	98,4%	89,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Kane, Holladay 1 e Barrett.

Tabela 20 - Resultados das fórmulas no subgrupo do modelo ZXR00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,013	0,098	0,016	0,034	0,014	0,070
Erro Médio Absoluto	0,432	0,455	0,499	0,473	0,405	0,471
Erro Mediano Absoluto	0,372	0,409	0,376	0,395	0,306	0,400
Erro padrão	0,063	0,067	0,077	0,073	0,062	0,069
IC 95%	0,125	0,134	0,153	0,145	0,123	0,138
< 0,5 D (%)	68,5%	63,0%	61,6%	63,0%	68,5%	63,0%
< 1 D (%)	95,9%	89,0%	86,3%	87,7%	93,2%	89,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observamos que as fórmulas com menor erro mediano absoluto neste subgrupo foram, em ordem decrescente, as fórmulas Kane, Barrett e Hoffer Q.

4.3 MODELOS COMPUTACIONAIS

4.3.1 Classificador de 3 Classes

Os resultados obtidos pelo classificador de 3 classes, aplicados à base inteira, estão disponíveis no Apêndice A. Os resultados foram calculados para cada modelo computacional considerando qual seria o resultado do cirurgião relativo ao caso

optasse por operar os pacientes classificados apenas como “Ótimos” ou caso, além destes, também optasse por seguir as recomendações e operar pacientes que foram classificados como “Bons” pelo classificador.

4.3.2 Classificador de 2 Classes

Os resultados obtidos por este classificador estão disponíveis no Apêndice B. Os resultados foram calculados considerando qual seria o erro médio absoluto e desvio padrão em dioptrias caso o cirurgião optasse por operar apenas os pacientes classificados como “Ótimos” pelos algoritmos.

4.3.3 Classificador de Lentes Intraoculares

Os resultados obtidos para cada modelo computacional e fórmula, separados em tabelas individuais para cada modelo de LIO, estão disponíveis no Apêndice C. Os resultados foram calculados simulando o caso de um cirurgião optar por operar apenas os pacientes classificados como “Ótimos” pelos algoritmos.

4.3.4 Classificador de Subgrupos de Medidas Biométricas

Os resultados obtidos para cada modelo computacional e fórmula, separados em tabelas individuais para cada subgrupo dividido pelas medidas biométricas e cada modelo computacional, estão disponíveis no Apêndice D. Os resultados foram calculados simulando o caso de um cirurgião optar por operar apenas os pacientes classificados como “Ótimos” pelos algoritmos.

4.3.5 Comparação entre os Modelos Computacionais

A Tabela 21 sumariza os resultados, em termos de erro mediano e desempenho clínico (porcentagem de olhos com menos de 0,5 e 1,0 dioptrias de equivalente esférico).

Tabela 21 - Resultados dos Classificadores de 2 e 3 Classes (Continua)

	Erro Mediano Abs.	% < 0,5 D	% < 1 D
Geral	0,306	72,8%	95,0%
2 Classes (k-NN)	0,299	73,8%	95,2%

2 Classes (SVM)	0,302	74,6%	95,8%
2 Classes (MLP)	0,303	73,5%	95,5%
2 Classes (Reg. Log.)	0,297	75,7%	95,5%
2 Classes (Árv. Decisão)	0,306	72,8%	95,0%
3 Classes (k-NN)	0,306	72,8%	95,0%
3 Classes (SVM)	0,306	72,9%	95,1%
3 Classes (MLP)	0,305	72,8%	95,0%
3 Classes (Reg. Log.)	0,306	72,8%	95,0%
3 Classes (Árv. Decisão)	0,306	72,9%	95,0%
3 Classes (k-NN)	0,306	72,8%	95,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Podemos observar que a maioria dos modelos computacionais não teve um desempenho superior ao resultado médio da base de dados.

As tabelas 22 a 24 sumarizam os resultados dos classificadores gerados por subgrupos baseados nos modelos de lentes intraoculares implantados. Os valores da linha “Geral” correspondem ao resultado médio obtido pela fórmula biométrica de melhor desempenho no subgrupo testado. Os valores que constam nas linhas para cada tipo de modelo computacional correspondem aos resultados obtidos caso o cirurgião optasse por operar apenas os casos classificados como “Ótimos” pelos classificadores, usando o modelo baseado na fórmula que obteve melhor desempenho em nossa base de dados. A linha inferior, denominada “Redução” ou “Melhora”, corresponde à maior redução ou melhoria obtida, entre todos os modelos disponíveis, da métrica comparada em relação ao resultado obtido pelo mesmo subgrupo na base de dados sem o uso de modelos computacionais.

Tabela 22 – Erro Mediano Absoluto dos Classificadores de Lente Intraocular

	SN60WF	AR40e	AAB00	ZMB00	ZCB00	SN6AD1	ZXR00	SA60AT	TFNT00	ZA9003
Geral	0,283	0,276	0,323	0,340	0,296	0,280	0,306	0,288	0,266	0,323
k-NN	0,283	0,273	0,310	0,340	0,283	0,257	0,288	0,306	0,217	0,323
SVM	0,280	0,270	0,316	0,340	0,298	0,271	0,281	0,306	0,229	0,288
MLP	0,279	0,263	0,323	0,340	0,287	0,268	0,269	0,303	0,221	0,304
Reg. Log.	0,270	0,269	0,310	0,323	0,287	0,265	0,247	0,293	0,216	0,233
Árv. Dec.	0,283	0,273	0,318	0,340	0,296	0,280	0,288	0,303	0,245	0,323
Redução	0,013	0,013	0,013	0,017	0,013	0,023	0,059	-0,005	0,050	0,090

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 23 – Porcentagem de olhos com Equivalente Esférico abaixo de 0,5 D nos Classificadores de Modelos de Lente Intraocular

	SN60WF	AR40e	AAB00	ZMB00	ZCB00	SN6AD1	ZXR00	SA60AT	TFNT00	ZA9003
Geral	72,1%	74,1%	69,2%	75,1%	75,2%	78,4%	68,5%	71,1%	79,4%	69,2%
k-NN	72,9%	74,9%	72,0%	75,1%	75,2%	82,1%	73,5%	72,7%	79,5%	69,2%
SVM	73,0%	76,8%	71,1%	75,8%	75,2%	79,1%	73,8%	73,1%	81,0%	72,1%
MLP	74,1%	76,3%	71,5%	76,0%	75,6%	81,3%	75,3%	72,5%	82,0%	79,2%
Reg. Log.	76,4%	77,2%	72,6%	79,3%	75,6%	79,4%	84,8%	75,6%	81,7%	80,6%
Árv. Dec.	72,1%	75,1%	71,6%	75,6%	75,2%	79,3%	76,9%	70,6%	81,5%	69,2%
Melhora	4,30%	3,10%	3,40%	4,20%	0,40%	3,70%	16,30%	4,50%	2,60%	11,40%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 24 – Porcentagem de olhos com Equivalente Esférico abaixo de 1,0 D nos Classificadores de Modelos de Lente Intraocular

	SN60WF	AR40e	AAB00	ZMB00	ZCB00	SN6AD1	ZXR00	SA60AT	TFNT00	ZA9003
Geral	93,6%	94,2%	92,3%	97,0%	98,4%	95,2%	95,9%	95,6%	97,1%	92,3%
k-NN	95,2%	95,4%	96,7%	97,0%	98,4%	95,3%	95,7%	97,0%	97,1%	92,3%
SVM	94,9%	95,9%	96,9%	97,6%	99,1%	95,7%	98,5%	97,0%	98,4%	93,8%
MLP	100,0%	96,0%	97,4%	98,2%	98,4%	95,8%	96,3%	98,4%	98,4%	94,1%
Reg. Log.	96,2%	96,4%	97,0%	97,4%	98,4%	97,1%	97,8%	97,9%	98,3%	100,0%
Árv. Dec.	94,0%	94,8%	96,8%	97,6%	98,4%	95,9%	96,2%	97,0%	96,9%	92,3%
Melhora	6,40%	2,20%	5,10%	1,20%	0,70%	1,90%	2,60%	2,80%	1,30%	7,70%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Podemos observar que houveram reduções importantes do erro mediano absoluto e das medidas de desempenho clínico quando empregados os modelos computacionais desenvolvidos para classificação dos subgrupos de olhos baseados em modelos de lentes intraoculares em relação aos resultados obtidos pela aplicação indiscriminada da fórmula de melhor resultado na base de dados, com destaque para os modelos ZXR00, ZA9003, SN60WF e AAB00, onde foram obtidos as melhorias mais expressivas em termos de resultados clínicos.

As tabelas 25 a 27 sumarizam os resultados dos classificadores gerados por subgrupos baseados nas medidas biométricas. Os valores da linha “Geral” correspondem ao resultado médio obtido pela fórmula biométrica de melhor desempenho no subgrupo testado. Os valores que constam nas linhas para cada tipo de modelo computacional correspondem aos resultados obtidos caso o cirurgião optasse por operar apenas os casos classificados como “Ótimos” pelos classificadores, usando o modelo baseado na fórmula que obteve melhor

desempenho em nossa base de dados. A linha inferior, denominada “Redução”, corresponde à maior redução obtida, entre todos os modelos disponíveis, da métrica comparada em relação ao resultado obtido pelo mesmo subgrupo na base de dados sem o uso de modelos computacionais.

Tabela 25 – Erro Mediano Absoluto dos Classificadores de Medidas Biométricas

	AL	AL	AL	ACD	ACD	ACD	K	K	K
	Curto	Médio	Longo	Rasa	Média	Profunda	Plano	Médio	Acent.
Geral	0,348	0,293	0,307	0,301	0,307	0,304	0,339	0,285	0,34
k-NN	0,334	0,295	0,281	0,299	0,304	0,267	0,3	0,299	0,339
SVM	0,342	0,296	0,254	0,299	0,305	0,254	0,301	0,301	0,34
MLP	0,348	0,297	0,269	0,294	0,306	0,254	0,302	0,299	0,288
Reg. Log.	0,337	0,29	0,219	0,297	0,303	0,243	0,301	0,289	0,34
Árv. Dec.	0,338	0,298	0,296	0,289	0,307	0,249	0,305	0,301	0,304
Redução	0,014	0,003	0,088	0,012	0,004	0,061	0,039	-0,004	0,052

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 26 – Porcentagem de olhos com Equivalente Esférico abaixo de 0,5 D nos Classificadores de Medidas Biométricas

	AL	AL	AL	ACD	ACD	ACD	K	K	K
	Curto	Médio	Longo	Rasa	Média	Profunda	Plano	Médio	Acent.
Geral	63,7%	72,6%	70,2%	74,9%	73,3%	74,2%	70,3%	70,3%	65,0%
k-NN	67,2%	75,6%	76,8%	74,2%	73,5%	74,2%	73,2%	75,2%	65,4%
SVM	65,0%	76,0%	76,2%	79,3%	74,2%	76,7%	74,5%	75,3%	67,5%
MLP	64,0%	75,9%	77,8%	75,0%	73,4%	77,0%	74,2%	75,1%	66,7%
Reg. Log.	65,8%	77,0%	75,6%	76,7%	75,0%	77,3%	75,2%	76,1%	69,7%
Árv. Dec.	66,0%	75,1%	73,9%	73,0%	73,2%	77,1%	72,3%	74,5%	74,2%
Melhora	3,50%	4,40%	7,60%	4,40%	1,70%	3,10%	4,90%	5,80%	9,20%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 27 – Porcentagem de olhos com Equivalente Esférico abaixo de 1,0 D nos Classificadores de Medidas Biométricas (Continua)

	AL	AL	AL	ACD	ACD	ACD	K	K	K
	Curto	Médio	Longo	Rasa	Média	Profunda	Plano	Médio	Acent.
Geral	94,1%	92,6%	92,3%	95,7%	96,0%	95,6%	91,9%	90,9%	93,6%
k-NN	93,3%	96,3%	95,7%	97,5%	96,2%	94,3%	96,1%	96,1%	94,5%
SVM	100,0%	96,3%	94,2%	100,0%	96,4%	94,4%	95,7%	96,2%	93,3%
MLP	100,0%	96,4%	94,8%	100,0%	96,1%	94,4%	94,4%	96,1%	100,0%
Reg. Log.	94,6%	96,8%	97,8%	97,3%	96,2%	94,4%	96,3%	96,5%	93,9%

Árv. Dec.	100,0%	95,8%	94,9%	100,0%	96,0%	94,4%	93,7%	95,8%	95,6%
Melhora	5,90%	4,20%	5,50%	4,30%	0,40%	-1,20%	4,40%	5,60%	6,40%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Podemos observar que houveram reduções importantes do erro mediano absoluto e das medidas de desempenho clínico quando empregados os modelos computacionais desenvolvidos para classificação dos subgrupos de olhos baseados em medidas biométricas em relação aos resultados obtidos pela aplicação indiscriminada da fórmula de melhor resultado na base de dados.

5 DISCUSSÃO

5.1 COMPARAÇÃO ENTRE FÓRMULAS BIOMÉTRICAS

Os achados do nosso estudo são compatíveis com os maiores e mais estruturados estudos publicados que analisaram as fórmulas Barrett (COOKE & COOKE, 2016; KANE e cols., 2016; KANE e cols., 2017; MELLES, HOLLADAY e CHANGE, 2017) e Kane (CONNEL & KANE, 2019; DARCY e cols., 2020; SAVINI e cols., 2020), onde estas fórmulas obtiveram resultados significativamente melhores que as demais fórmulas.

Em relação aos demais estudos que focaram em subgrupos específicos baseados em medidas biométricas, observamos que estes estudos tipicamente apresentaram uma pequena quantidade de indivíduos, com uma variedade menor ou diferente de fórmulas e lentes intraoculares. Esta comparação é especialmente benéfica por permitir a avaliação de casos especiais, como modelos específicos de lente intraocular que apresentam resultados melhores com fórmulas diferentes das que gerariam boas previsões no público geral, como nos casos dos modelos de lente ZA9003 e TFNT00, onde as fórmulas de menor erro mediano absoluto foram a Hoffer Q e a SRK/T, respectivamente.

É importante notar, no entanto, que apesar dos resultados terem sido relatados com base no erro mediano absoluto, este dado pode nem sempre ser o melhor parâmetro para escolha da fórmula e modelo de lente, visto que em muitos casos deste estudo a quantidade de olhos operados com erro refrativo inferior a 0,5 ou 1 D era maior em fórmulas que apresentavam erros medianos absolutos mais elevados.

5.2 RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS

Para os classificadores de 3 classes, 85% dos modelos gerou alguma redução no erro mediano absoluto quando comparado à aplicação da fórmula em todos os casos da base de dados. Para os classificadores de 2 classes, este número é de 90%.

No caso dos classificadores baseados em modelo de lente intraocular, para a lente SN60WF, 60% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para a lente AR40e, 80% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para a lente AAB00, 60% dos modelos

computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para a lente ZMB00, 80% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para a lente ZCB00, 80% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para a lente SN6AD1, 80% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para a lente SA60AT, 83,3% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para a lente ZXR00, 73,3% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para a lente TFNT00, 76,7% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; e para a lente TFNT00, apenas 46,7% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto.

No caso dos classificadores baseados em subgrupos divididos por medidas biométricas, para o subgrupo “AL Curto”, 73,3% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para o subgrupo “AL Médio”, 86,7% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para o subgrupo “AL Longo”, 100% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para o subgrupo “ACD Rasa”, 66,7% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para o subgrupo “ACD Média”, 73,3% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para o subgrupo “ACD Profunda”, 93,3% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para o subgrupo “K Plana”, 86,7% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; para o subgrupo “K Média”, 83,3% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto; e para o subgrupo “K Acentuada”, 66,7% dos modelos computacionais conseguiram reduzir o erro mediano absoluto.

Os resultados acima descritos indicam que as ferramentas produzidas neste estudo podem agregar precisão e maior qualidade ao processo de tomada de decisão do médico oftalmologista, permitindo não apenas a análise dos resultados previstos das fórmulas, mas também uma previsão acurada dos resultados cirúrgicos. Com este conhecimento, o cirurgião poderá optar por abordagens mais seguras em casos com maior risco de resultado pós-operatório insatisfatório, analisando qual fórmula e modelo de lente melhor se adequam ao caso do paciente.

5.3 BENEFÍCIOS DO ESTUDO

Este estudo traz benefícios à Oftalmologia por focar em dados da população brasileira, que são escassos na literatura; trazer uma quantidade significativa de olhos com medidas biométricas atípicas, que são tipicamente as situações de mais difícil manejo e com escassez de estudos relevantes na literatura médica; e por trazer uma vasta seleção de modelos de LIO, permitindo uma melhor possibilidade de generalização dos achados e maior proximidade com as experiências práticas reais de um hospital oftalmológico.

Ademais, trouxemos modelos computacionais inovadores, com grande potencial de auxílio à tomada de decisão do oftalmologista, tanto através da análise estatística dos resultados de pacientes similares, tanto pela possibilidade da captação de novos padrões nos dados, que não seriam percebidos pelos métodos matemáticos tradicionais com a mesma eficácia dos métodos de Inteligência Artificial.

Estas ferramentas poderão trazer ao oftalmologista mais precisão na sua prescrição de lentes intraoculares, alertando sobre um maior risco de resultados pós-operatórios indesejados e permitindo uma análise mais profunda e baseada em dados da melhor fórmula biométrica para cada caso.

5.4 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

Uma das limitações do estudo é a grande quantidade de modelos de lente intraocular, o que vai de encontro às recomendações gerais de pesquisa estabelecidas por Hoffer e cols. (2015). Esta heterogeneidade nos dados pode deixar alguns grupos com números muito pequenos de indivíduos, de maneira que as análises para estes grupos podem ter baixo poder estatístico. Ao mesmo tempo, esta heterogeneidade pode contribuir para a construção de normas de interpretação generalizáveis dos resultados de fórmulas biométricas para a população brasileira.

Outra limitação observada é a diferença nos métodos de otimização das constantes para as fórmulas Haigis e Kane em relação às demais. No entanto, para estas fórmulas foi utilizada uma técnica prevista no protocolo de pesquisa de Hoffer e cols. (2015): a utilização de constantes da ULIB, o que minimiza este problema.

Uma outra limitação do estudo foi a impossibilidade de avaliar algumas das fórmulas de maior relevância na atualidade por dificuldades de acesso e automatização da coleta de dados; ausência de certas medidas clínicas ou biométricas exigidas por estas fórmulas na base de dados; ou por modificações na estrutura ou versionamento da fórmula, impactando a aplicabilidade nesta base de dados, ao longo do desenvolvimento desta pesquisa.

Também é de relevância a exclusão dos casos com erros preditivos superiores a 2 dioptrias. Tal decisão foi tomada devido ao risco de impactar negativamente o desempenho dos modelos computacionais, porém inviabilizou a descrição de alguns resultados para a comparação dos métodos preditivos disponibilizados no estudo.

Por fim, outro possível risco do estudo é que a natureza dos dados pode refletir de maneira negativa no treinamento dos modelos computacionais, principalmente nos algoritmos com ponto de corte de 1,5 D. Para estes algoritmos, a quantidade de indivíduos era muito desproporcional, podendo haver influência nas previsões do classificador.

5.5 SUGESTÕES PARA ESTUDOS FUTUROS

O presente estudo trouxe atenção a pontos muito importantes do problema do cálculo preditivo do poder de convergência das lentes intraoculares, porém apresentou algumas limitações, devendo ter seus achados confirmados por estudos posteriores.

Algumas medidas importantes que podem ser tomadas para aumentar a relevância e capacidade de generalização dos achados são o aumento da quantidade de dados, sobretudo dos subgrupos com medidas biométricas atípicas; otimização adequada das constantes da fórmula Haigis e Kane; aquisição de mais dados relevantes que estavam indisponíveis em nossa base de dados, como a espessura central da córnea e espessura do cristalino; aplicação de outras fórmulas biométricas de relevância atual, como a EVO, Hill-RBF, Ladas, Pearl DGS e T2, entre outras; não exclusão de indivíduos com erro preditivo superior a 2 D; e aplicação de modelos estatísticos de maior complexidade que permitam correção adequada e estabelecimento mais firme da significância estatística.

6 CONCLUSÕES

Este estudo comparou, seguindo os protocolos descritos na literatura, os resultados dos cálculos preditivos de algumas fórmulas biométricas mais comuns na prática dos oftalmologistas, utilizando uma base de dados real e heterogênea, encontrando resultados compatíveis com os descritos na literatura, onde as fórmulas de Barrett e Kane obtiveram resultados geralmente melhores que as demais. O estudo trouxe informações acerca de subgrupos de pacientes menos abordados na literatura e também uma grande variedade de lentes intraoculares.

Foram desenvolvidas soluções baseadas em inteligência artificial e métodos estatísticos que informam o grau de precisão de cada fórmula biométrica entre as já existentes para cada olho na população brasileira, com menor erro mediano absoluto, de acordo com a comparação e análise dos resultados cirúrgicos prévios de olhos similares, tornando-se uma nova e promissora ferramenta para os oftalmologistas.

São necessários estudos posteriores, com amostras maiores, maiores quantidades de dados, menos restrições técnicas e teste de mais fórmulas para maiores esclarecimentos e desenvolvimento de modelos de ainda maior confiança.

7 CONFLITO DE INTERESSES

O autor declara que não houveram quaisquer conflitos de interesses na realização deste estudo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARISTODEMOU, P. et al. Formula choice: Hoffer Q, Holladay 1, or SRK/T and refractive outcomes in 8108 eyes after cataract surgery with biometry by partial coherence interferometry. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 37, 2011.

BARRETT, G.D. Intraocular lens calculation formulas for new intraocular lens implants. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 13, 1987.

BARRETT, G.D. An improved universal theoretical formula for intraocular lens power prediction. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 19, 1993.

BARRETT, G.D. **Barrett Universal II Formula**. Disponível em: <https://calc.apacrs.org/barrett_universal2105/>. Acesso em 02/07/2020.

BINKHORST, R.D. Pitfalls in the determination of intraocular lens power without ultrasound. **Ophthalm. Surg.**, v. 7, n. 3, 1976.

BROWN, G. C. et al. Cataract Surgery Cost Utility Revisited in 2012. **Ophthalmology**, v. 120, n. 12, 2013.

COLENBRANDER, M.C. Calculation of the power of an iris clip lens for distant vision. **Br. J. Ophthalm.**, v. 57, 1973.

CONNEL, B.J.; KANE, J.X. Comparison of the Kane formula with existing formulas for intraocular lens power selection. **BMJ Open Ophthalm.**, v. 4, 2019.

COOKE, D.L.; COOKE, T.L. Comparison of 9 intraocular lens power calculation formulas. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 42, 2016.

CORDELETTE, C et al. Is Holladay 2 formula accurate enough for calculating intraocular lens power in non-standard eyes? **J. Fr. Ophthalmol.**, v. 41, n. 4, 2018.

DARCY, K. et al. Assessment of the accuracy of new and updated intraocular lens power calculation formulas in 10 930 eyes from the UK National Health Service. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 46, 2020.

DAVIS, G. The Evolution of Cataract Surgery. **Mo. Med.**, v. 113, n. 1, 2016.

DEBELLEMANIÈRE, G.; GATINEL, D.; SAAD, A. **Pearl DGS Formula**. Disponível em < <https://iolsolver.com/>>. Acesso em 03/07/2020.

FARAMARZI, A.; AGHAJANI, A.; GHIASIAN, L. Accuracy of Various Intraocular Lens Power Calculation Formulas in Steep Corneas. **J. Ophthalmic Vis. Res.**, v. 12, n. 4, 2017.

FYODOROV, S.N.; GALIN, M.A.; LINKSZ, A. Calculation of the optical power of intraocular lenses. **Invest. Ophthalmol.**, v. 14, 1975.

GATINEL, D. **PEARL-DGS Formula for IOL Power Calculation**. Disponível em <<https://www.gatinel.com/recherche-formation/biometrie-oculaire-calcul-dimplant/pearl-dgs-formula-for-iol-power-calculation/>>. Acesso em 06/07/2020.

GÖCKE, S.E. et al. Intraocular lens power calculations in short eyes using 7 formulas. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 43, 2017.

GUO, Y. **The 7 Steps of Machine Learning**. Towards Data Science, 2017. Disponível em <<https://towardsdatascience.com/the-7-steps-of-machine-learning-2877d7e5548e>>. Acesso em 12/10/2021 às 13:52h.

HAIGIS, W. **IOL calculation according to Haigis**. 1998. Disponível em: <<http://ocusoft.de/serv/ioltxt/haie.htm>>. Acesso em 02/07/2020.

HAIGIS, W. et al. Comparison of immersion ultrasound biometry and partial coherence interferometry for intraocular lens calculation according to Haigis. **Graefe's Arch. Clin. Exp. Ophthalmol.**, v.238, 2000.

van der HEIJDE, G.L. The optical correction of unilateral aphakia. **Trans. Am. Acad. Ophthalmol. Otolaryngol.**, 1976.

HILL, W. et al. **Hill-RBF Calculator**. Versão: 2.0. Disponível em <<https://rbfcalculator.com/index.html>>. Acesso em 03/07/2020.

HOFFER, K.J. Mathematics and computers in intraocular lens calculation. **Am. Intra-Ocular Implant Soc. J.**, v. 1, n. 1, 1975.

HOFFER, K.J. **Biometry of the posterior capsule: a new formula for anterior chamber depth of posterior chamber lenses** (chapter 21). Em: Emery JC, Jacobson AC, eds. *Current Concepts in Cataract Surgery* (Eighth Congress). New York, NY: Appleton-Century Crofts; 1983.

HOFFER, K.J. The effect of axial length on posterior chamber lenses and posterior capsule position. **Curr. Concepts Ophthalmic Surg.**, v. 1, 1984.

HOFFER, K.J. The Hoffer Q formula: a comparison of theoretic and regression formulas. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 19, n.11, 1993. Errata, v. 20, n. 6, 1994; e v. 33, n. 1, 2007.

HOFFER, K.J et al. Protocols for Studies of Intraocular Lens Formula Accuracy. **Am. J. Ophthalmol.**, 2015.

HOFFER, K.J. Origin of Multiple Formula Use to Calculate Intraocular Lens Power. Carta aos autores. **JAMA Ophthalmol.**, v. 134, n. 7, 2016.

HOFFER, K.J.; SAVINI, G. Clinical Results of the Hoffer H-5 Formula in 2707 Eyes: First 5th-generation Formula Based on Gender and Race. **Internat. Ophthalm. Clin.**, v. 57, n. 4, 2017.

HOFFER, K.J. **Formulas for IOL Power Calculation**. Disponível em: <<https://cataract-community.zeiss.com/iol-calculation-formula>>. Acesso em 03/07/2020.

HOFFER, K.J.; SAVINI, G. **10,000 Eye study to test the Hoffer H-5 formula against the Barrett, Holladay 2, Haigis and Olsen formulas**. Projeto Arquivado (ResearchGate). Disponível em <<https://www.researchgate.net/project/10-000-Eye-study-to-test-the-Hoffer-H-5-formula-against-the-Barrett-Holladay-2-Haigis-and-Olsen-formulas>>. Acesso em 04/07/2020.

HOLLADAY, J.T. et al. A three-part system for refining intraocular lens power calculations. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 14, 1988.

HOLLADAY, J.T. **Holladay IOL Consultant Software & Surgical Outcomes Assessment**. Disponível em: <<http://www.hicsoap.com/>>. Acesso em 02/07/2020.

IDROBO-ROBALINO, C.A.; SANTAELLA, G.; GUTIÉRREZ, A.M. T2 formula in a highly myopic population, comparison with other methods and description of an improved approach for estimating corneal height. **BMC Ophthalm.** 2019.

Jl, J. et al. Comparison of six methods for the intraocular lens power calculation in high myopic eyes. **Eur. J. Ophthalm.**, 2019

KANE, J.X. et al. Intraocular lens power formula accuracy: Comparison of 7 formulas. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 42, 2016.

KANE, J.X. et al. Accuracy of 3 new methods for intraocular lens power selection. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 43, 2017.

KANE, J.X. **Kane Formula**. Disponível em <<https://www.iolformula.com/>>. Acesso em 04/07/2020.

KRAFF, M.C.; SANDERS, D.R.; LIEBERMAN, H.L. Biometric analysis of intraocular lens power required to produce emmetropia: results of 450 implants. **Am. Intra-Ocular Implant Soc.**, v. 4, p. 45, 1978.

KUTHIRUMMAL, N. et al. Evaluation of Barrett universal II formula for intraocular lens power calculation in Asian Indian population. **Indian J. Ophthalmol.**, v. 68, 2020.

LADAS, J.G. et al. A 3-D “Super Surface” Combining Modern Intraocular Lens Formulas to Generate a “Super Formula” and Maximize Accuracy. **JAMA Ophthalm.**, v. 133, n. 12, 2015.

LADAS, J.G. et al. **LADAS Superformula AI**. Disponível em <<http://www.iolcalc.com/>>. Acesso em 03/07/2020.

LAM, D. et al. Cataract. **Nature Review Disease Primers**, v.1, 2015.

MELLES, R.B.; HOLLADAY, J.T.; CHANGE, W.J. Accuracy of Intraocular Lens Calculation Formulas. **Ophthalmol.**, v. 25, n. 2, 2018.

MUSTAFA, M.Z. et al. Accuracy of biometric formulae in hypermetropic patients undergoing cataract surgery. **Eur. J. Ophthalmol.** Publicação online. 2018.

NAESER K. Intraocular lens power formula based on vergence calculation and lens design. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 23, 1997.

NAESER, K.; SAVINI, G. Accuracy of thick-lens intraocular lens power calculation based on cutting-card or calculated data for lens architecture. **J. Cataract Refract. Surg.** v. 45, 2019.

NEAPOLITAN, R. E.; JIANG, X. **Artificial Intelligence With an Introduction to Machine Learning**. 2nd ed. Boca Raton, FL: 2018.

NEMETH, G.; MODIS JR., L. Accuracy of the Hill–radial basis function method and the Barrett Universal II formula. **Eur. J. Ophthalmol.**, 2020.

OLSEN, T. Prediction of intraocular lens position after cataract extracion. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 12, 1986.

OLSEN, T; CORYDON, L; GIMBEL, H. Intraocular lens power calculation with an improved anterior chamber depth prediction algorithm. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 21, 1995.

OLSEN, T. Prediction of the effective postoperative (intraocular lens) anterior chamber depth. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 32, 2006.

RETZLAFF, J. A new intraocular lens calculation formula. **Am. Intra-Ocular Implant Soc. J.**, v. 6, 1980.

RETZLAFF, J.A.; SANDERS, D.R.; KRAFF, M.C. Development of the SRK/T intraocular lens implant power calculation formula. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 16, 1990. (Errata, v. 16, n. 4, 1990).

RIDLEY, H. Intra-ocular acrylic lenses. **Trans. Ophthalmol. Soc. UK.**, v. 71, 1951.

SANDERS, D.R.; KRAFF, M.C. Improvement of intraocular lens power calculation using empirical data. **Am. Intra-Ocular Implant Soc.**, v. 6, 1980.

SANDERS, D.R.; RETZLAFF, J.A.; KRAFF, M.C. Comparison of the SRK II formula and other second generation formulas. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 14, 1988.

SATOU, T. et al. Relationship between Crystalline Lens Thickness and Shape and the Identification of Anterior Ocular Segment Parameters for Predicting the Intraocular Lens Position after Cataract Surgery. **BioMed Res. International**, id. 3458548, v. 2019, 2019.

SAVINI, G. et al. Comparison of 13 formulas for IOL power calculation with measurements from partial coherence interferometry. **Br. J. Ophthalmol.**, publicação online, 2020.

SHAJARI, M. et al. Comparison of 9 modern intraocular lens power calculation formulas for a quadrifocal intraocular lens. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 44, 2018.

SHEARD, R.M.; SMITH, G.T.; COOKE, D.L. Improving the prediction accuracy of the SRK/T formula: the T2 formula. **J. Cataract Refract. Surg.** v. 36, 2010.

SHRIVASTAVA, A.K. et al. Precision of intraocular lens power prediction in eyes shorter than 22 mm: An analysis of 6 formulas. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 44, 2018.

SILVA, S.R. et al. Multifocal versus monofocal intraocular lenses after cataract extraction. **Cochrane Database Syst. Rev.**, 2016.

User Group for Laser Interference Biometry. Disponível em: <<http://ocusoft.de/ulib/>>. Acesso em 07/07/2020.

VOYTSEKHIVSKYY, O.V. Accuracy of the VRF IOL power calculation formula. **Am. J. Ophthalmol.**, v. 185, 2018.

WALLACE, H.B. et al. Predicting pseudophakic refractive error: Interplay of biometry prediction error, anterior chamber depth, and changes in corneal curvature. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 44, 2018.

WANG, L. et al. Optimizing intraocular lens power calculations in eyes with axial lengths above 25.0 mm. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 38, n. 4, 2012.

WANG, L.; HOLLADAY, J.T.; KOCH, D.D. Wang-Koch axial length adjustment for the Holladay 2 formula in long eyes. **J. Cataract Refract. Surg.**, v. 44, n. 10, 2018.

YANOFF, M.; DUKER, J. S. **Ophthalmology**. 5th ed. Philadelphia, PA: Elsevier, 2019.

YEO, T.K. **EVO Formula.** Versão: 2.0. Disponível em: <<https://www.evoiolcalculator.com/>>. Acesso em 07/07/2020.

YOO, Y. et al. Use of the Crystalline Lens Equatorial Plane as a New Parameter for Predicting Postoperative Intraocular Lens Position. **Am. J. Ophthalmol.**, v. 198, 2019.

ZHANG, A. **Data Analytics: Practical Guide to Leveraging the Power of Algorithms, Data Science, Data Mining, Statistics, Big Data, and Predictive Analysis to Improve Business, Work, and Life.** 2017. E-book Kindle.

APÊNDICE A - RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS CLASSIFICADORES COM 3 CLASSES

Tabela 28 - Resultados do classificador k-NN de 3 classes (Apenas classificados como “Ótimo”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,018	0,078	-0,015	-0,025	-0,105	-0,016
Erro Médio Absoluto	0,372	0,488	0,499	0,482	0,392	0,504
Erro Mediano Absoluto	0,321	0,384	0,413	0,397	0,302	0,422
Erro padrão	0,013	0,019	0,019	0,019	0,014	0,020
IC 95%	0,025	0,037	0,038	0,038	0,027	0,040
< 0,5 D (%)	73,7%	60,2%	59,1%	60,1%	72,6%	58,3%
< 1 D (%)	95,1%	87,6%	88,0%	89,7%	94,3%	87,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 29 - Resultados do classificador k-NN de 3 classes (Classificados como “Ótimo” e “Bom”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,009	0,071	-0,023	-0,010	-0,113	0,010
Erro Médio Absoluto	0,378	0,507	0,531	0,499	0,409	0,520
Erro Mediano Absoluto	0,329	0,403	0,435	0,406	0,306	0,424
Erro padrão	0,013	0,017	0,017	0,016	0,014	0,017
IC 95%	0,025	0,033	0,034	0,032	0,027	0,034
< 0,5 D (%)	72,8%	58,8%	56,3%	58,7%	71,0%	57,8%
< 1 D (%)	95,0%	86,9%	85,9%	88,6%	93,3%	87,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 30 - Resultados do classificador SVM de 3 classes (Apenas classificados como “Ótimo”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,015	0,065	-0,040	-0,037	-0,107	0,005
Erro Médio Absoluto	0,363	0,490	0,501	0,482	0,389	0,501
Erro Mediano Absoluto	0,319	0,389	0,420	0,397	0,302	0,415
Erro padrão	0,012	0,017	0,018	0,017	0,013	0,017
IC 95%	0,024	0,033	0,035	0,034	0,026	0,033
< 0,5 D (%)	74,5%	60,3%	58,1%	60,2%	72,4%	58,8%
< 1 D (%)	95,9%	88,1%	88,2%	89,5%	94,5%	88,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 31 - Resultados do classificador SVM de 3 classes (Classificados como “Ótimo” e “Bom”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,008	0,066	-0,027	-0,013	-0,110	0,003
Erro Médio Absoluto	0,376	0,505	0,529	0,497	0,406	0,514
Erro Mediano Absoluto	0,326	0,402	0,435	0,406	0,306	0,423
Erro padrão	0,013	0,017	0,017	0,017	0,014	0,017
IC 95%	0,025	0,033	0,034	0,032	0,027	0,033
< 0,5 D (%)	72,9%	58,9%	56,4%	58,7%	71,1%	58,0%
< 1 D (%)	95,1%	87,0%	86,1%	89,0%	93,5%	87,6%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 32 - Resultados do classificador MLP de 3 classes (Apenas classificados como “Ótimo”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,020	0,051	-0,031	-0,029	-0,099	0,009
Erro Médio Absoluto	0,371	0,488	0,511	0,480	0,389	0,498
Erro Mediano Absoluto	0,323	0,389	0,427	0,396	0,303	0,415
Erro padrão	0,012	0,016	0,017	0,016	0,013	0,017
IC 95%	0,024	0,032	0,034	0,032	0,025	0,033
< 0,5 D (%)	73,6%	60,2%	57,6%	59,7%	72,2%	59,0%
< 1 D (%)	95,5%	88,3%	87,5%	89,8%	94,7%	88,6%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 33 - Resultados do classificador MLP de 3 classes (Classificados como “Ótimo” e “Bom”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,009	0,068	-0,027	-0,015	-0,107	-0,001
Erro Médio Absoluto	0,378	0,508	0,527	0,495	0,401	0,512
Erro Mediano Absoluto	0,329	0,402	0,435	0,405	0,305	0,421
Erro padrão	0,013	0,017	0,017	0,016	0,013	0,017
IC 95%	0,025	0,033	0,034	0,032	0,026	0,033
< 0,5 D (%)	72,8%	58,8%	56,4%	58,8%	71,4%	58,1%
< 1 D (%)	95,0%	86,9%	86,1%	88,8%	93,9%	87,6%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 34 - Resultados do classificador baseado em Regressão Logística de 3 classes (Apenas classificados como “Ótimo”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,021	0,058	-0,034	-0,019	-0,092	0,005
Erro Médio Absoluto	0,359	0,477	0,489	0,471	0,377	0,491
Erro Mediano Absoluto	0,305	0,381	0,411	0,395	0,299	0,410
Erro padrão	0,014	0,017	0,022	0,018	0,014	0,017
IC 95%	0,028	0,034	0,043	0,035	0,028	0,034
< 0,5 D (%)	75,0%	61,6%	59,3%	60,1%	73,5%	60,0%
< 1 D (%)	95,5%	89,0%	89,7%	90,7%	95,2%	89,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 35 - Resultados do classificador baseado em Regressão Logística de 3 classes (Classificados como “Ótimo” e “Bom”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,009	0,068	-0,021	-0,013	-0,108	0,006
Erro Médio Absoluto	0,378	0,505	0,530	0,497	0,406	0,518
Erro Mediano Absoluto	0,329	0,402	0,435	0,405	0,306	0,424
Erro padrão	0,013	0,017	0,017	0,017	0,014	0,017
IC 95%	0,025	0,033	0,034	0,032	0,027	0,034
< 0,5 D (%)	72,8%	58,9%	56,3%	58,9%	71,1%	57,9%
< 1 D (%)	95,0%	87,0%	86,0%	88,7%	93,5%	87,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 36 - Resultados do classificador Árvore de Decisão de 3 classes (Apenas classificados como “Ótimo”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,009	0,068	-0,023	-0,009	-0,111	0,011
Erro Médio Absoluto	0,378	0,509	0,530	0,500	0,407	0,520
Erro Mediano Absoluto	0,329	0,404	0,435	0,406	0,306	0,424
Erro padrão	0,013	0,017	0,017	0,017	0,014	0,017
IC 95%	0,025	0,033	0,034	0,033	0,027	0,034
< 0,5 D (%)	72,9%	58,7%	56,4%	58,6%	71,0%	57,8%
< 1 D (%)	95,0%	86,8%	86,0%	88,7%	93,4%	87,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 37 - Resultados do classificador Árvore de Decisão de 3 classes
(Classificados como “Ótimo” e “Bom”)

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,009	0,068	-0,023	-0,009	-0,111	0,011
Erro Médio Absoluto	0,378	0,509	0,531	0,500	0,407	0,520
Erro Mediano Absoluto	0,329	0,404	0,435	0,406	0,306	0,424
Erro padrão	0,013	0,017	0,017	0,017	0,014	0,017
IC 95%	0,025	0,033	0,034	0,033	0,027	0,034
< 0,5 D (%)	72,9%	58,7%	56,3%	58,6%	71,0%	57,8%
< 1 D (%)	95,0%	86,8%	85,9%	88,7%	93,4%	87,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

APÊNDICE B – RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS CLASSIFICADORES COM 2 CLASSES

Tabela 38 - Resultados do classificador k-NN de 2 classes

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,021	0,050	-0,026	-0,013	-0,101	0,006
Erro Médio Absoluto	0,371	0,490	0,496	0,476	0,388	0,490
Erro Mediano Absoluto	0,321	0,389	0,414	0,396	0,299	0,410
Erro padrão	0,013	0,018	0,019	0,018	0,014	0,018
IC 95%	0,025	0,035	0,037	0,035	0,027	0,035
< 0,5 D (%)	73,8%	60,0%	58,7%	60,3%	73,1%	59,7%
< 1 D (%)	95,2%	88,2%	88,5%	90,0%	94,4%	89,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 39 - Resultados do classificador SVM de 2 classes

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,014	0,058	-0,042	-0,037	-0,104	0,020
Erro Médio Absoluto	0,363	0,483	0,505	0,479	0,388	0,497
Erro Mediano Absoluto	0,319	0,386	0,420	0,395	0,302	0,411
Erro padrão	0,012	0,017	0,017	0,017	0,013	0,017
IC 95%	0,024	0,032	0,034	0,034	0,026	0,033
< 0,5 D (%)	74,6%	60,8%	58,3%	60,5%	72,4%	59,2%
< 1 D (%)	95,8%	88,6%	87,8%	89,7%	94,6%	88,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 40 - Resultados do classificador MLP de 2 classes

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,017	0,048	-0,034	-0,031	-0,100	0,009
Erro Médio Absoluto	0,371	0,482	0,505	0,475	0,389	0,484
Erro Mediano Absoluto	0,323	0,388	0,423	0,394	0,303	0,407
Erro padrão	0,012	0,017	0,018	0,016	0,013	0,017
IC 95%	0,024	0,033	0,035	0,032	0,025	0,034
< 0,5 D (%)	73,5%	60,9%	58,0%	60,2%	72,2%	60,2%
< 1 D (%)	95,5%	88,8%	87,7%	90,0%	94,6%	89,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 41 - Resultados do classificador de Regressão Logística de 2 classes

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,014	0,066	-0,034	-0,029	-0,099	0,030
Erro Médio Absoluto	0,356	0,469	0,488	0,477	0,377	0,490
Erro Mediano Absoluto	0,311	0,372	0,410	0,406	0,297	0,411
Erro padrão	0,014	0,019	0,021	0,019	0,014	0,019
IC 95%	0,028	0,037	0,041	0,037	0,028	0,038
< 0,5 D (%)	75,7%	62,0%	58,8%	59,2%	73,9%	59,7%
< 1 D (%)	95,5%	89,4%	89,4%	90,2%	95,2%	89,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 42 - Resultados do classificador Árvore de Decisão de 2 classes

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,009	0,068	-0,031	-0,007	-0,107	0,010
Erro Médio Absoluto	0,378	0,509	0,528	0,501	0,404	0,518
Erro Mediano Absoluto	0,329	0,404	0,435	0,406	0,306	0,424
Erro padrão	0,013	0,017	0,017	0,017	0,013	0,017
IC 95%	0,025	0,033	0,034	0,033	0,026	0,034
< 0,5 D (%)	72,8%	58,7%	56,4%	58,6%	71,2%	57,9%
< 1 D (%)	95,0%	86,8%	86,3%	88,6%	93,6%	87,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

**APÊNDICE C – RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS
CLASSIFICADORES POR LENTES INTRAOCULARES**

Tabela 43 - Resultados do classificador k-NN para a Lente SN60WF

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,021	0,184	0,152	0,150	0,054	0,212
Erro Médio Absoluto	0,373	0,551	0,552	0,526	0,382	0,578
Erro Mediano Absoluto	0,313	0,518	0,518	0,453	0,283	0,539
Erro padrão	0,031	0,050	0,059	0,050	0,032	0,053
IC 95%	0,061	0,099	0,117	0,099	0,064	0,105
< 0,5 D (%)	72,9%	48,0%	49,2%	51,6%	72,6%	46,5%
< 1 D (%)	95,2%	87,3%	88,1%	88,1%	94,8%	86,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 44 - Resultados do classificador SVM para a Lente SN60WF

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	0,149	0,156	0,189	0,052	0,292
Erro Médio Absoluto	0,375	0,533	0,570	0,536	0,377	0,586
Erro Mediano Absoluto	0,315	0,457	0,542	0,477	0,280	0,543
Erro padrão	0,030	0,052	0,050	0,044	0,031	0,050
IC 95%	0,059	0,103	0,098	0,087	0,061	0,098
< 0,5 D (%)	73,0%	51,9%	46,2%	50,8%	73,0%	47,0%
< 1 D (%)	94,9%	87,8%	87,0%	87,9%	94,4%	86,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 45 - Resultados do classificador MLP para a Lente SN60WF

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,015	0,172	0,184	0,146	0,064	-0,018
Erro Médio Absoluto	0,366	0,534	0,546	0,528	0,371	0,676
Erro Mediano Absoluto	0,311	0,470	0,512	0,453	0,279	0,676
Erro padrão	0,030	0,051	0,067	0,050	0,030	0,676
IC 95%	0,058	0,101	0,133	0,099	0,059	8,594
< 0,5 D (%)	74,1%	51,2%	48,9%	53,2%	73,2%	0,0%
< 1 D (%)	95,4%	88,3%	87,8%	87,7%	94,8%	100,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 46 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente SN60WF

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,036	0,258	0,031	0,228	0,085	0,175
Erro Médio Absoluto	0,356	0,539	0,520	0,495	0,362	0,560
Erro Mediano Absoluto	0,310	0,488	0,413	0,432	0,270	0,490
Erro padrão	0,032	0,053	0,053	0,048	0,035	0,056
IC 95%	0,063	0,105	0,105	0,095	0,068	0,111
< 0,5 D (%)	74,2%	50,7%	56,3%	55,0%	76,4%	52,5%
< 1 D (%)	96,2%	88,2%	88,1%	91,6%	94,4%	85,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 47 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente SN60WF

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,025	0,252	0,113	0,233	0,077	0,142
Erro Médio Absoluto	0,387	0,553	0,562	0,541	0,393	0,598
Erro Mediano Absoluto	0,319	0,470	0,540	0,501	0,283	0,609
Erro padrão	0,031	0,042	0,064	0,041	0,032	0,064
IC 95%	0,060	0,083	0,127	0,081	0,063	0,126
< 0,5 D (%)	71,9%	51,7%	47,2%	49,8%	72,1%	45,4%
< 1 D (%)	94,0%	86,4%	88,0%	88,8%	93,3%	85,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 48 - Resultados do classificador k-NN para a Lente AR40e

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,031	-0,171	-0,232	-0,291	-0,113	-0,257
Erro Médio Absoluto	0,364	0,448	0,545	0,506	0,378	0,516
Erro Mediano Absoluto	0,320	0,350	0,476	0,406	0,273	0,435
Erro padrão	0,029	0,038	0,051	0,041	0,030	0,044
IC 95%	0,057	0,075	0,100	0,080	0,059	0,088
< 0,5 D (%)	74,9%	65,1%	52,6%	58,8%	73,7%	57,3%
< 1 D (%)	95,4%	91,0%	88,5%	90,2%	93,9%	89,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 49 - Resultados do classificador SVM para a Lente AR40e

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,036	-0,152	-0,222	-0,268	-0,089	-0,266
Erro Médio Absoluto	0,356	0,432	0,507	0,497	0,360	0,520
Erro Mediano Absoluto	0,313	0,341	0,454	0,406	0,270	0,439
Erro padrão	0,028	0,037	0,042	0,037	0,029	0,039
IC 95%	0,056	0,073	0,082	0,073	0,058	0,078
< 0,5 D (%)	76,8%	66,8%	55,9%	59,6%	75,1%	55,6%
< 1 D (%)	95,8%	91,0%	90,1%	90,0%	95,9%	87,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 50 - Resultados do classificador MLP para a Lente AR40e

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,023	-0,184	-0,254	-0,273	-0,098	-0,242
Erro Médio Absoluto	0,354	0,453	0,555	0,508	0,356	0,520
Erro Mediano Absoluto	0,313	0,352	0,524	0,424	0,263	0,462
Erro padrão	0,029	0,037	0,049	0,037	0,029	0,042
IC 95%	0,056	0,072	0,098	0,073	0,056	0,083
< 0,5 D (%)	76,3%	66,1%	48,2%	58,5%	75,0%	54,0%
< 1 D (%)	96,0%	89,4%	86,6%	89,2%	95,6%	88,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 51 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente AR40e

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,047	-0,153	-0,176	-0,211	-0,065	-0,290
Erro Médio Absoluto	0,354	0,432	0,489	0,491	0,354	0,495
Erro Mediano Absoluto	0,315	0,352	0,402	0,411	0,269	0,416
Erro padrão	0,028	0,037	0,054	0,047	0,032	0,043
IC 95%	0,056	0,072	0,107	0,093	0,064	0,084
< 0,5 D (%)	77,2%	66,7%	57,9%	59,3%	76,0%	56,6%
< 1 D (%)	96,4%	92,4%	88,1%	90,3%	96,4%	91,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 52 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente AR40e

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,023	-0,188	-0,304	-0,302	-0,119	-0,277
Erro Médio Absoluto	0,368	0,465	0,568	0,527	0,380	0,521
Erro Mediano Absoluto	0,320	0,352	0,471	0,432	0,273	0,439
Erro padrão	0,029	0,036	0,040	0,037	0,029	0,040
IC 95%	0,057	0,072	0,078	0,074	0,058	0,079
< 0,5 D (%)	75,1%	65,2%	52,9%	56,9%	73,4%	56,1%
< 1 D (%)	94,8%	88,9%	83,6%	88,1%	93,4%	87,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 53 - Resultados do classificador k-NN para a Lente AAB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0	-0,021	-0,065	-0,034	-0,243	-0,075
Erro Médio Absoluto	0,360	0,503	0,517	0,483	0,412	0,475
Erro Mediano Absoluto	0,310	0,410	0,437	0,413	0,315	0,390
Erro padrão	0,029	0,050	0,048	0,045	0,035	0,050
IC 95%	0,057	0,100	0,095	0,088	0,068	0,099
< 0,5 D (%)	72,0%	56,9%	56,9%	61,7%	68,7%	63,9%
< 1 D (%)	96,7%	85,0%	86,2%	90,4%	93,3%	88,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 54 - Resultados do classificador SVM para a Lente AAB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,014	-0,054	-0,108	-0,051	-0,244	-0,063
Erro Médio Absoluto	0,364	0,504	0,514	0,503	0,413	0,488
Erro Mediano Absoluto	0,318	0,413	0,434	0,440	0,316	0,441
Erro padrão	0,033	0,043	0,049	0,048	0,036	0,050
IC 95%	0,065	0,085	0,096	0,095	0,070	0,098
< 0,5 D (%)	71,1%	56,6%	59,3%	57,6%	67,8%	59,6%
< 1 D (%)	96,9%	86,0%	87,4%	89,1%	93,9%	90,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 55 - Resultados do classificador MLP para a Lente AAB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,019	-0,112	-0,115	-0,072	-0,242	-0,074
Erro Médio Absoluto	0,363	0,481	0,522	0,481	0,416	0,488
Erro Mediano Absoluto	0,323	0,407	0,433	0,412	0,337	0,414
Erro padrão	0,030	0,045	0,042	0,044	0,030	0,042
IC 95%	0,058	0,089	0,083	0,086	0,059	0,083
< 0,5 D (%)	71,5%	58,3%	58,8%	60,1%	68,3%	60,2%
< 1 D (%)	97,4%	88,9%	86,3%	91,2%	94,0%	89,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 56 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente AAB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,000	-0,120	-0,079	0,036	-0,229	0,003
Erro Médio Absoluto	0,359	0,422	0,486	0,426	0,394	0,427
Erro Mediano Absoluto	0,310	0,321	0,404	0,396	0,316	0,346
Erro padrão	0,030	0,044	0,051	0,045	0,034	0,046
IC 95%	0,059	0,087	0,102	0,089	0,068	0,091
< 0,5 D (%)	72,6%	63,9%	62,5%	63,6%	70,9%	64,8%
< 1 D (%)	97,0%	91,0%	88,2%	94,3%	94,8%	93,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 57 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente AAB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,001	-0,031	-0,101	-0,070	-0,248	-0,033
Erro Médio Absoluto	0,362	0,507	0,530	0,497	0,421	0,513
Erro Mediano Absoluto	0,318	0,408	0,437	0,419	0,338	0,444
Erro padrão	0,029	0,042	0,042	0,042	0,031	0,041
IC 95%	0,057	0,083	0,082	0,083	0,060	0,081
< 0,5 D (%)	71,6%	56,5%	57,6%	59,3%	68,0%	57,2%
< 1 D (%)	96,8%	85,4%	85,6%	89,6%	93,6%	86,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 58 - Resultados do classificador k-NN para a Lente ZMB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	0,267	0,262	0,289	-0,315	0,259
Erro Médio Absoluto	0,355	0,494	0,447	0,470	0,451	0,523
Erro Mediano Absoluto	0,340	0,411	0,435	0,391	0,378	0,431
Erro padrão	0,035	0,057	0,059	0,052	0,039	0,057
IC 95%	0,069	0,113	0,118	0,103	0,078	0,113
< 0,5 D (%)	75,1%	58,9%	58,2%	56,2%	66,0%	57,9%
< 1 D (%)	97,0%	88,4%	94,0%	89,5%	92,8%	87,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 59 - Resultados do classificador SVM para a Lente ZMB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,019	0,334	0,241	0,287	-0,306	0,264
Erro Médio Absoluto	0,348	0,514	0,457	0,471	0,442	0,504
Erro Mediano Absoluto	0,340	0,415	0,420	0,391	0,381	0,397
Erro padrão	0,034	0,046	0,051	0,049	0,036	0,059
IC 95%	0,068	0,092	0,101	0,097	0,072	0,118
< 0,5 D (%)	75,8%	57,8%	57,5%	57,1%	66,0%	62,1%
< 1 D (%)	97,6%	85,9%	90,6%	89,1%	93,1%	88,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 60 - Resultados do classificador MLP para a Lente ZMB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,022	0,297	0,280	0,292	-0,304	0,231
Erro Médio Absoluto	0,343	0,507	0,475	0,460	0,445	0,487
Erro Mediano Absoluto	0,340	0,413	0,419	0,391	0,391	0,421
Erro padrão	0,034	0,054	0,049	0,050	0,037	0,051
IC 95%	0,066	0,108	0,097	0,099	0,073	0,101
< 0,5 D (%)	76,0%	60,2%	57,4%	57,0%	65,1%	61,3%
< 1 D (%)	98,2%	85,2%	88,5%	89,7%	93,3%	90,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 61 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente ZMB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,003	0,324	0,181	0,278	-0,283	0,165
Erro Médio Absoluto	0,328	0,509	0,433	0,430	0,433	0,446
Erro Mediano Absoluto	0,330	0,404	0,436	0,323	0,368	0,402
Erro padrão	0,038	0,056	0,061	0,054	0,044	0,058
IC 95%	0,076	0,112	0,123	0,108	0,088	0,115
< 0,5 D (%)	79,3%	61,2%	55,4%	60,8%	66,1%	65,0%
< 1 D (%)	97,4%	82,7%	93,8%	93,7%	92,9%	93,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 62 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente ZMB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,013	0,287	0,257	0,281	-0,337	0,255
Erro Médio Absoluto	0,349	0,504	0,478	0,466	0,466	0,496
Erro Mediano Absoluto	0,340	0,402	0,439	0,406	0,391	0,418
Erro padrão	0,034	0,056	0,052	0,047	0,038	0,053
IC 95%	0,068	0,111	0,103	0,092	0,075	0,105
< 0,5 D (%)	75,6%	61,0%	55,0%	56,0%	65,1%	62,1%
< 1 D (%)	97,6%	83,8%	90,1%	90,4%	92,3%	87,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 63 - Resultados do classificador k-NN para a Lente ZCB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,004	0,252	0,236	0,181	0,026	0,174
Erro Médio Absoluto	0,375	0,458	0,440	0,368	0,356	0,368
Erro Mediano Absoluto	0,343	0,433	0,369	0,285	0,296	0,283
Erro padrão	0,041	0,052	0,048	0,047	0,039	0,054
IC 95%	0,082	0,104	0,094	0,094	0,076	0,109
< 0,5 D (%)	75,2%	58,6%	65,4%	73,3%	75,2%	71,8%
< 1 D (%)	95,3%	94,3%	92,5%	96,5%	98,4%	94,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 64 - Resultados do classificador SVM para a Lente ZCB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,004	0,228	0,174	0,191	0,015	0,198
Erro Médio Absoluto	0,375	0,461	0,413	0,391	0,359	0,409
Erro Mediano Absoluto	0,343	0,398	0,339	0,300	0,298	0,361
Erro padrão	0,041	0,056	0,050	0,044	0,042	0,054
IC 95%	0,082	0,111	0,100	0,086	0,082	0,107
< 0,5 D (%)	75,2%	59,5%	67,7%	68,5%	74,3%	64,6%
< 1 D (%)	95,3%	92,9%	93,5%	96,3%	99,1%	91,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 65 - Resultados do classificador MLP para a Lente ZCB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	0,287	0,194	0,169	0,033	0,235
Erro Médio Absoluto	0,371	0,477	0,426	0,367	0,353	0,421
Erro Mediano Absoluto	0,342	0,409	0,375	0,287	0,296	0,361
Erro padrão	0,042	0,060	0,047	0,045	0,038	0,047
IC 95%	0,082	0,119	0,092	0,089	0,076	0,094
< 0,5 D (%)	75,4%	58,7%	64,2%	72,2%	75,6%	63,5%
< 1 D (%)	95,2%	89,3%	95,3%	95,9%	98,4%	92,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 66 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente ZCB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	0,287	0,194	0,169	0,033	0,235
Erro Médio Absoluto	0,371	0,477	0,426	0,367	0,353	0,421
Erro Mediano Absoluto	0,342	0,409	0,375	0,287	0,296	0,361
Erro padrão	0,042	0,060	0,047	0,045	0,038	0,047
IC 95%	0,082	0,119	0,092	0,089	0,076	0,094
< 0,5 D (%)	75,4%	58,7%	64,2%	72,2%	75,6%	63,5%
< 1 D (%)	95,2%	89,3%	95,3%	95,9%	98,4%	92,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 67 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente ZCB00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,004	0,249	0,194	0,198	0,026	0,229
Erro Médio Absoluto	0,375	0,474	0,456	0,402	0,356	0,424
Erro Mediano Absoluto	0,343	0,433	0,403	0,313	0,296	0,361
Erro padrão	0,041	0,056	0,051	0,043	0,039	0,046
IC 95%	0,082	0,111	0,101	0,084	0,076	0,091
< 0,5 D (%)	75,2%	58,6%	59,8%	67,2%	75,2%	64,0%
< 1 D (%)	95,3%	92,0%	94,1%	96,6%	98,4%	91,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 68 - Resultados do classificador k-NN para a Lente SN6AD1

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,047	-0,173	-0,232	-0,263	-0,191	-0,181
Erro Médio Absoluto	0,329	0,404	0,425	0,426	0,385	0,427
Erro Mediano Absoluto	0,257	0,285	0,321	0,323	0,290	0,333
Erro padrão	0,046	0,056	0,053	0,047	0,047	0,056
IC 95%	0,092	0,111	0,106	0,093	0,092	0,111
< 0,5 D (%)	82,1%	70,4%	71,6%	67,5%	78,4%	71,2%
< 1 D (%)	95,3%	90,8%	90,2%	91,9%	94,4%	92,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 69 - Resultados do classificador SVM para a Lente SN6AD1

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,010	-0,171	-0,271	-0,253	-0,174	-0,222
Erro Médio Absoluto	0,336	0,402	0,443	0,422	0,373	0,436
Erro Mediano Absoluto	0,271	0,287	0,333	0,291	0,289	0,339
Erro padrão	0,044	0,054	0,053	0,050	0,046	0,051
IC 95%	0,088	0,106	0,105	0,099	0,090	0,101
< 0,5 D (%)	79,1%	70,6%	69,5%	67,0%	78,7%	69,7%
< 1 D (%)	95,7%	92,2%	89,5%	92,0%	95,1%	92,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 70 - Resultados do classificador MLP para a Lente SN6AD1

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,005	-0,165	-0,269	-0,279	-0,173	-0,195
Erro Médio Absoluto	0,330	0,386	0,448	0,417	0,360	0,422
Erro Mediano Absoluto	0,268	0,273	0,338	0,295	0,288	0,314
Erro padrão	0,044	0,055	0,052	0,049	0,044	0,055
IC 95%	0,088	0,109	0,103	0,096	0,087	0,109
< 0,5 D (%)	81,3%	72,9%	69,2%	69,2%	79,8%	71,4%
< 1 D (%)	95,5%	91,7%	90,7%	92,5%	95,8%	92,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 71 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente SN6AD1

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,002	-0,164	-0,153	-0,228	-0,178	-0,172
Erro Médio Absoluto	0,346	0,389	0,411	0,410	0,375	0,437
Erro Mediano Absoluto	0,288	0,285	0,329	0,319	0,265	0,358
Erro padrão	0,047	0,057	0,064	0,053	0,047	0,061
IC 95%	0,092	0,113	0,129	0,105	0,094	0,122
< 0,5 D (%)	79,4%	72,1%	75,0%	67,4%	78,4%	67,1%
< 1 D (%)	97,1%	93,0%	90,3%	93,5%	94,8%	92,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 72 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente SN6AD1

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	-0,181	-0,236	-0,264	-0,167	-0,210
Erro Médio Absoluto	0,349	0,434	0,442	0,426	0,366	0,432
Erro Mediano Absoluto	0,280	0,305	0,338	0,326	0,289	0,333
Erro padrão	0,044	0,053	0,052	0,047	0,044	0,053
IC 95%	0,087	0,106	0,104	0,092	0,088	0,105
< 0,5 D (%)	78,4%	64,9%	70,3%	67,7%	79,3%	71,1%
< 1 D (%)	95,2%	93,0%	90,1%	91,9%	95,9%	92,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 73 - Resultados do classificador k-NN para a Lente SA60AT

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,018	-0,082	-0,205	-0,326	0,046	-0,224
Erro Médio Absoluto	0,374	0,398	0,488	0,464	0,405	0,522
Erro Mediano Absoluto	0,288	0,323	0,436	0,388	0,325	0,401
Erro padrão	0,051	0,059	0,092	0,058	0,062	0,076
IC 95%	0,102	0,117	0,187	0,116	0,123	0,150
< 0,5 D (%)	70,0%	71,4%	56,4%	56,6%	73,5%	57,5%
< 1 D (%)	95,6%	95,7%	89,7%	89,5%	92,8%	87,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 74 - Resultados do classificador SVM para a Lente SA60AT

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,078	-0,141	-0,207	-0,321	-0,013	-0,290
Erro Médio Absoluto	0,355	0,459	0,496	0,449	0,393	0,459
Erro Mediano Absoluto	0,281	0,360	0,426	0,394	0,307	0,371
Erro padrão	0,054	0,067	0,087	0,059	0,058	0,058
IC 95%	0,108	0,133	0,176	0,118	0,116	0,116
< 0,5 D (%)	67,2%	67,1%	54,2%	57,4%	73,8%	60,3%
< 1 D (%)	98,5%	90,8%	87,5%	91,8%	92,5%	91,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 75 - Resultados do classificador MLP para a Lente SA60AT

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,040	-0,099	-0,330	-0,302	-0,031	-0,271
Erro Médio Absoluto	0,355	0,435	0,488	0,443	0,353	0,423
Erro Mediano Absoluto	0,269	0,360	0,383	0,364	0,294	0,340
Erro padrão	0,052	0,066	0,074	0,057	0,050	0,062
IC 95%	0,103	0,132	0,149	0,113	0,099	0,124
< 0,5 D (%)	71,8%	67,1%	56,4%	61,3%	75,3%	63,8%
< 1 D (%)	96,2%	92,9%	87,3%	90,7%	96,3%	94,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 76 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente SA60AT

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,053	-0,006	-0,299	-0,335	0,041	-0,189
Erro Médio Absoluto	0,342	0,326	0,459	0,489	0,342	0,459
Erro Mediano Absoluto	0,247	0,277	0,425	0,409	0,294	0,340
Erro padrão	0,053	0,059	0,076	0,074	0,057	0,093
IC 95%	0,105	0,118	0,152	0,148	0,114	0,187
< 0,5 D (%)	72,1%	84,8%	54,3%	56,9%	79,7%	67,4%
< 1 D (%)	97,1%	97,8%	91,3%	88,2%	96,6%	90,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 77 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente SA60AT

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,018	-0,102	-0,264	-0,265	0,011	-0,176
Erro Médio Absoluto	0,374	0,429	0,535	0,461	0,354	0,502
Erro Mediano Absoluto	0,288	0,333	0,513	0,383	0,290	0,386
Erro padrão	0,051	0,064	0,085	0,062	0,051	0,079
IC 95%	0,102	0,128	0,171	0,124	0,102	0,158
< 0,5 D (%)	70,0%	69,4%	48,1%	57,3%	76,9%	60,8%
< 1 D (%)	95,6%	93,1%	86,5%	90,7%	96,2%	89,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 78 - Resultados do classificador k-NN para a Lente ZXR00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,011	0,096	-0,031	0,022	0,014	0,046
Erro Médio Absoluto	0,411	0,434	0,458	0,425	0,405	0,446
Erro Mediano Absoluto	0,360	0,409	0,355	0,351	0,306	0,399
Erro padrão	0,063	0,070	0,083	0,073	0,062	0,072
IC 95%	0,126	0,139	0,167	0,147	0,123	0,144
< 0,5 D (%)	72,7%	65,6%	63,5%	66,1%	68,5%	64,5%
< 1 D (%)	97,0%	91,8%	88,5%	91,5%	93,2%	90,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 79 - Resultados do classificador SVM para a Lente ZXR00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,043	0,098	-0,014	0,038	0,014	0,004
Erro Médio Absoluto	0,398	0,455	0,425	0,410	0,405	0,405
Erro Mediano Absoluto	0,353	0,409	0,315	0,350	0,306	0,369
Erro padrão	0,060	0,067	0,077	0,066	0,062	0,074
IC 95%	0,119	0,134	0,154	0,133	0,123	0,148
< 0,5 D (%)	73,1%	63,0%	66,0%	66,1%	68,5%	72,0%
< 1 D (%)	97,0%	89,0%	90,6%	93,5%	93,2%	94,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 80 - Resultados do classificador MLP para a Lente ZXR00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,031	0,089	-0,017	0,033	0,035	0,088
Erro Médio Absoluto	0,419	0,389	0,415	0,418	0,384	0,440
Erro Mediano Absoluto	0,377	0,348	0,322	0,351	0,303	0,374
Erro padrão	0,063	0,071	0,075	0,071	0,060	0,066
IC 95%	0,126	0,143	0,150	0,143	0,120	0,132
< 0,5 D (%)	68,3%	72,5%	67,3%	66,7%	69,7%	66,7%
< 1 D (%)	98,4%	94,1%	90,4%	91,2%	95,5%	89,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 81 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente ZXR00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,028	0,099	0,024	0,015	0,032	0,073
Erro Médio Absoluto	0,406	0,448	0,477	0,433	0,397	0,374
Erro Mediano Absoluto	0,328	0,426	0,353	0,356	0,303	0,293
Erro padrão	0,072	0,082	0,097	0,073	0,064	0,071
IC 95%	0,144	0,166	0,195	0,146	0,128	0,143
< 0,5 D (%)	70,8%	65,2%	61,0%	67,2%	69,4%	75,6%
< 1 D (%)	97,9%	91,3%	87,8%	90,2%	93,5%	93,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 82 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente ZXR00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,075	0,098	-0,051	0,091	0,014	0,092
Erro Médio Absoluto	0,410	0,455	0,409	0,421	0,405	0,421
Erro Mediano Absoluto	0,353	0,409	0,303	0,356	0,306	0,374
Erro padrão	0,061	0,067	0,078	0,071	0,062	0,067
IC 95%	0,122	0,134	0,157	0,143	0,123	0,134
< 0,5 D (%)	70,1%	63,0%	70,6%	68,4%	68,5%	68,9%
< 1 D (%)	97,0%	89,0%	90,2%	93,0%	93,2%	90,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 83 - Resultados do classificador k-NN para a Lente TFNT00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,019	-0,166	-0,250	-0,249	-0,233	-0,118
Erro Médio Absoluto	0,357	0,373	0,409	0,379	0,374	0,336
Erro Mediano Absoluto	0,301	0,332	0,363	0,317	0,298	0,217
Erro padrão	0,058	0,056	0,069	0,054	0,056	0,067
IC 95%	0,117	0,111	0,138	0,107	0,113	0,135
< 0,5 D (%)	76,5%	79,4%	74,5%	67,7%	75,9%	79,5%
< 1 D (%)	95,6%	97,1%	91,5%	93,8%	94,4%	93,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 84 - Resultados do classificador SVM para a Lente TFNT00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,019	-0,131	-0,306	-0,253	-0,269	-0,165
Erro Médio Absoluto	0,357	0,355	0,392	0,382	0,389	0,334
Erro Mediano Absoluto	0,301	0,335	0,366	0,318	0,310	0,229
Erro padrão	0,058	0,054	0,054	0,055	0,053	0,056
IC 95%	0,117	0,107	0,109	0,110	0,105	0,112
< 0,5 D (%)	76,5%	81,0%	72,3%	67,7%	70,0%	78,8%
< 1 D (%)	95,6%	98,4%	95,7%	93,5%	95,0%	94,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 85 - Resultados do classificador MLP para a Lente TFNT00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,002	-0,110	-0,275	-0,237	-0,213	-0,251
Erro Médio Absoluto	0,331	0,341	0,412	0,376	0,367	0,340
Erro Mediano Absoluto	0,289	0,318	0,379	0,317	0,297	0,221
Erro padrão	0,052	0,053	0,059	0,059	0,058	0,049
IC 95%	0,104	0,107	0,118	0,117	0,115	0,099
< 0,5 D (%)	78,5%	82,0%	70,7%	70,2%	73,6%	74,1%
< 1 D (%)	96,9%	98,4%	93,1%	93,0%	94,3%	96,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 86 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente TFNT00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,019	-0,142	-0,186	-0,228	-0,216	-0,035
Erro Médio Absoluto	0,357	0,339	0,392	0,383	0,344	0,314
Erro Mediano Absoluto	0,301	0,324	0,369	0,271	0,273	0,216
Erro padrão	0,058	0,052	0,076	0,070	0,058	0,069
IC 95%	0,117	0,103	0,155	0,141	0,118	0,140
< 0,5 D (%)	76,5%	81,7%	77,8%	71,7%	76,9%	81,6%
< 1 D (%)	95,6%	98,3%	94,4%	91,3%	97,4%	94,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 87 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente TFNT00

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,019	-0,199	-0,284	-0,254	-0,258	-0,179
Erro Médio Absoluto	0,357	0,362	0,410	0,384	0,392	0,381
Erro Mediano Absoluto	0,301	0,329	0,365	0,318	0,294	0,245
Erro padrão	0,058	0,053	0,056	0,054	0,060	0,059
IC 95%	0,117	0,107	0,113	0,108	0,120	0,118
< 0,5 D (%)	76,5%	81,5%	71,9%	67,2%	71,2%	71,0%
< 1 D (%)	95,6%	96,9%	92,2%	93,8%	92,3%	91,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 88 - Resultados do classificador k-NN para a Lente ZA9003

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	0,184	-0,001	0,002	-0,026	0,030
Erro Médio Absoluto	0,474	0,478	0,451	0,424	0,465	0,461
Erro Mediano Absoluto	0,433	0,399	0,323	0,330	0,378	0,332
Erro padrão	0,076	0,088	0,075	0,069	0,084	0,077
IC 95%	0,152	0,176	0,149	0,138	0,168	0,154
< 0,5 D (%)	61,5%	58,7%	66,2%	69,2%	68,6%	64,5%
< 1 D (%)	89,2%	87,0%	86,2%	92,3%	86,3%	91,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 89 - Resultados do classificador SVM para a Lente ZA9003

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,017	0,206	-0,030	-0,029	-0,037	-0,014
Erro Médio Absoluto	0,460	0,440	0,430	0,409	0,442	0,449
Erro Mediano Absoluto	0,414	0,422	0,290	0,313	0,353	0,288
Erro padrão	0,089	0,090	0,080	0,084	0,088	0,088
IC 95%	0,181	0,183	0,161	0,170	0,177	0,178
< 0,5 D (%)	61,9%	59,4%	68,5%	70,7%	72,1%	62,2%
< 1 D (%)	90,5%	93,8%	87,0%	90,2%	88,4%	93,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 90 - Resultados do classificador MLP para a Lente ZA9003

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,002	0,205	-0,003	-0,044	0,012	-0,005
Erro Médio Absoluto	0,461	0,507	0,433	0,407	0,398	0,440
Erro Mediano Absoluto	0,467	0,430	0,304	0,346	0,333	0,332
Erro padrão	0,079	0,086	0,078	0,073	0,078	0,073
IC 95%	0,158	0,173	0,157	0,146	0,157	0,146
< 0,5 D (%)	58,5%	54,0%	66,7%	70,6%	79,2%	65,0%
< 1 D (%)	90,6%	86,0%	87,0%	94,1%	87,5%	93,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 91 - Resultados do classificador Regressão Logística para a Lente ZA9003

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,045	0,229	-0,076	0,017	-0,067	0,129
Erro Médio Absoluto	0,460	0,436	0,353	0,309	0,402	0,413
Erro Mediano Absoluto	0,438	0,388	0,279	0,233	0,343	0,271
Erro padrão	0,092	0,087	0,070	0,066	0,078	0,093
IC 95%	0,185	0,178	0,142	0,134	0,156	0,189
< 0,5 D (%)	62,5%	58,8%	77,3%	80,6%	80,4%	73,7%
< 1 D (%)	87,5%	94,1%	93,2%	100,0%	91,3%	92,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 92 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para a Lente ZA9003

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,006	0,186	-0,001	0,002	-0,009	0,037
Erro Médio Absoluto	0,474	0,489	0,451	0,424	0,473	0,463
Erro Mediano Absoluto	0,433	0,381	0,323	0,330	0,378	0,332
Erro padrão	0,076	0,078	0,075	0,069	0,082	0,077
IC 95%	0,152	0,156	0,149	0,138	0,165	0,154
< 0,5 D (%)	61,5%	60,0%	66,2%	69,2%	67,3%	64,5%
< 1 D (%)	89,2%	87,7%	86,2%	92,3%	85,5%	91,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

**APÊNDICE D – RESULTADOS DOS MODELOS COMPUTACIONAIS
CLASSIFICADORES POR MEDIDAS BIOMÉTRICAS**

Tabela 93 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “AL Curto”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,029	0,160	-0,261	-0,106	-0,218	-0,131
Erro Médio Absoluto	0,425	0,519	0,587	0,594	0,442	0,654
Erro Mediano Absoluto	0,383	0,404	0,507	0,534	0,334	0,622
Erro padrão	0,037	0,054	0,072	0,071	0,039	0,093
IC 95%	0,073	0,107	0,143	0,142	0,077	0,186
< 0,5 D (%)	63,6%	56,0%	48,9%	43,6%	67,2%	39,4%
< 1 D (%)	93,3%	85,1%	80,9%	83,0%	92,4%	81,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 94 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “AL Curto”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,037	0,154	-0,254	0,258	-0,176	-0,187
Erro Médio Absoluto	0,413	0,532	0,567	0,642	0,437	0,663
Erro Mediano Absoluto	0,375	0,448	0,520	0,576	0,342	0,573
Erro padrão	0,034	0,052	0,159	0,421	0,037	0,084
IC 95%	0,068	0,104	0,343	1,812	0,073	0,167
< 0,5 D (%)	64,7%	55,1%	50,0%	0,0%	65,0%	43,2%
< 1 D (%)	94,4%	85,9%	85,7%	100,0%	93,1%	78,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 95 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “AL Curto”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,016	0,050	-0,034	-0,059	-0,195	-0,143
Erro Médio Absoluto	0,423	0,506	0,451	0,572	0,448	0,611
Erro Mediano Absoluto	0,383	0,422	0,452	0,516	0,348	0,614
Erro padrão	0,033	0,066	0,237	0,118	0,035	0,171
IC 95%	0,065	0,131	0,610	0,240	0,069	0,363
< 0,5 D (%)	64,0%	59,3%	50,0%	43,8%	63,8%	41,2%
< 1 D (%)	93,7%	89,0%	100,0%	87,5%	92,7%	76,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 96 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “AL Curto”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,037	0,142	-0,130	-0,109	-0,197	-0,150
Erro Médio Absoluto	0,410	0,525	0,533	0,562	0,449	0,604
Erro Mediano Absoluto	0,368	0,398	0,470	0,457	0,337	0,527
Erro padrão	0,038	0,059	0,066	0,069	0,042	0,068
IC 95%	0,075	0,116	0,131	0,137	0,083	0,135
< 0,5 D (%)	65,1%	59,7%	52,6%	52,0%	65,8%	46,8%
< 1 D (%)	94,6%	84,7%	85,6%	82,4%	92,0%	84,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 97 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “AL Curto”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,021	0,089	-0,322	-0,014	-0,192	-0,435
Erro Médio Absoluto	0,419	0,523	0,616	0,535	0,431	0,736
Erro Mediano Absoluto	0,378	0,404	0,517	0,575	0,338	0,705
Erro padrão	0,033	0,056	0,076	0,254	0,035	0,111
IC 95%	0,065	0,112	0,151	0,652	0,068	0,224
< 0,5 D (%)	64,7%	58,3%	47,4%	33,3%	66,0%	34,8%
< 1 D (%)	93,6%	85,6%	82,1%	100,0%	93,6%	73,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 98 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “AL Médio”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,013	0,032	-0,010	-0,014	-0,085	-0,023
Erro Médio Absoluto	0,357	0,476	0,478	0,459	0,374	0,476
Erro Mediano Absoluto	0,313	0,384	0,405	0,383	0,295	0,406
Erro padrão	0,014	0,019	0,022	0,019	0,014	0,022
IC 95%	0,027	0,037	0,044	0,036	0,028	0,042
< 0,5 D (%)	75,6%	60,9%	61,3%	62,0%	74,2%	60,5%
< 1 D (%)	96,3%	89,4%	89,7%	91,0%	95,2%	90,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 99 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “AL Médio”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,018	0,041	-0,012	-0,019	-0,085	0,017
Erro Médio Absoluto	0,355	0,473	0,484	0,459	0,375	0,478
Erro Mediano Absoluto	0,309	0,382	0,409	0,388	0,296	0,403
Erro padrão	0,014	0,019	0,019	0,018	0,014	0,018
IC 95%	0,026	0,036	0,036	0,035	0,028	0,035
< 0,5 D (%)	76,0%	61,9%	60,4%	61,8%	73,9%	60,8%
< 1 D (%)	96,3%	89,3%	89,3%	91,4%	95,2%	90,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 100 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “AL Médio”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,021	0,039	0,007	-0,009	-0,082	0,007
Erro Médio Absoluto	0,355	0,472	0,490	0,460	0,375	0,479
Erro Mediano Absoluto	0,311	0,382	0,413	0,384	0,297	0,400
Erro padrão	0,013	0,018	0,019	0,017	0,014	0,018
IC 95%	0,026	0,035	0,036	0,034	0,027	0,036
< 0,5 D (%)	75,9%	61,5%	59,5%	62,0%	73,9%	60,7%
< 1 D (%)	96,4%	89,2%	88,8%	91,2%	95,2%	89,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 101 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “AL Médio”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,014	0,061	-0,004	-0,028	-0,090	-0,003
Erro Médio Absoluto	0,340	0,462	0,467	0,454	0,358	0,478
Erro Mediano Absoluto	0,291	0,383	0,391	0,388	0,290	0,411
Erro padrão	0,015	0,022	0,022	0,021	0,015	0,021
IC 95%	0,029	0,042	0,044	0,041	0,028	0,041
< 0,5 D (%)	77,0%	63,1%	61,4%	62,4%	76,0%	60,5%
< 1 D (%)	96,8%	90,0%	90,3%	92,0%	96,3%	90,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 102 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “AL Médio”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,007	0,035	0,007	-0,013	-0,090	0,020
Erro Médio Absoluto	0,363	0,486	0,491	0,462	0,382	0,483
Erro Mediano Absoluto	0,313	0,390	0,410	0,386	0,298	0,407
Erro padrão	0,014	0,018	0,018	0,017	0,014	0,018
IC 95%	0,027	0,035	0,036	0,034	0,028	0,035
< 0,5 D (%)	75,1%	60,5%	59,9%	61,9%	73,2%	60,5%
< 1 D (%)	95,8%	88,4%	88,6%	91,1%	94,6%	89,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 103 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “AL Longo”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,014	-0,093	0,251	0,311	-0,148	0,199
Erro Médio Absoluto	0,384	0,432	0,472	0,430	0,419	0,491
Erro Mediano Absoluto	0,287	0,396	0,281	0,289	0,324	0,323
Erro padrão	0,070	0,076	0,109	0,076	0,073	0,083
IC 95%	0,140	0,153	0,221	0,155	0,146	0,166
< 0,5 D (%)	76,3%	59,6%	70,6%	63,2%	76,8%	66,7%
< 1 D (%)	91,5%	95,7%	85,3%	92,1%	92,9%	85,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 104 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “AL Longo”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,023	-0,022	0,277	0,164	-0,090	0,228
Erro Médio Absoluto	0,385	0,435	0,490	0,438	0,431	0,502
Erro Mediano Absoluto	0,287	0,360	0,322	0,254	0,328	0,361
Erro padrão	0,068	0,076	0,103	0,095	0,069	0,081
IC 95%	0,136	0,152	0,209	0,193	0,138	0,161
< 0,5 D (%)	76,2%	59,6%	60,0%	66,7%	71,6%	67,2%
< 1 D (%)	92,1%	94,2%	85,7%	88,1%	92,5%	85,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 105 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “AL Longo”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,010	-0,067	0,290	0,166	-0,112	0,124
Erro Médio Absoluto	0,375	0,414	0,435	0,441	0,422	0,441
Erro Mediano Absoluto	0,269	0,307	0,306	0,280	0,324	0,317
Erro padrão	0,066	0,074	0,099	0,106	0,070	0,080
IC 95%	0,132	0,149	0,203	0,215	0,141	0,159
< 0,5 D (%)	77,8%	65,5%	66,7%	68,6%	74,2%	72,4%
< 1 D (%)	92,1%	94,8%	90,0%	85,7%	93,5%	87,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 106 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “AL Longo”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,024	-0,028	0,268	0,100	-0,129	0,151
Erro Médio Absoluto	0,363	0,410	0,462	0,387	0,384	0,483
Erro Mediano Absoluto	0,231	0,323	0,309	0,219	0,287	0,317
Erro padrão	0,075	0,074	0,092	0,089	0,074	0,091
IC 95%	0,150	0,148	0,186	0,179	0,150	0,182
< 0,5 D (%)	75,5%	62,0%	63,9%	70,0%	75,6%	70,4%
< 1 D (%)	93,9%	94,0%	91,7%	92,5%	97,8%	87,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 107 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “AL Longo”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,018	-0,109	0,264	0,221	-0,057	0,160
Erro Médio Absoluto	0,396	0,417	0,472	0,489	0,452	0,494
Erro Mediano Absoluto	0,301	0,311	0,296	0,367	0,367	0,323
Erro padrão	0,066	0,073	0,099	0,098	0,075	0,092
IC 95%	0,131	0,146	0,202	0,197	0,149	0,185
< 0,5 D (%)	73,9%	64,4%	63,9%	60,5%	70,8%	67,3%
< 1 D (%)	91,3%	94,9%	86,1%	86,0%	90,8%	85,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 108 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “ACD Rasa”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,124	0,201	-0,263	-0,122	-0,087	0,110
Erro Médio Absoluto	0,396	0,490	0,545	0,495	0,388	0,474
Erro Mediano Absoluto	0,353	0,503	0,465	0,400	0,299	0,431
Erro padrão	0,049	0,084	0,086	0,076	0,054	0,085
IC 95%	0,097	0,170	0,172	0,152	0,108	0,173
< 0,5 D (%)	74,2%	50,0%	50,8%	55,7%	69,4%	53,5%
< 1 D (%)	93,8%	97,5%	86,9%	91,4%	95,3%	93,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 109 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “ACD Rasa”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,116	0,192	-0,185	-0,125	-0,054	0,029
Erro Médio Absoluto	0,377	0,464	0,503	0,540	0,387	0,501
Erro Mediano Absoluto	0,337	0,461	0,487	0,455	0,299	0,469
Erro padrão	0,051	0,091	0,084	0,078	0,054	0,084
IC 95%	0,102	0,185	0,168	0,156	0,108	0,169
< 0,5 D (%)	79,3%	53,3%	50,0%	52,1%	69,1%	53,6%
< 1 D (%)	95,1%	100,0%	90,7%	88,7%	96,3%	91,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 110 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “ACD Rasa”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,144	0,069	-0,095	-0,117	-0,067	0,047
Erro Médio Absoluto	0,402	0,378	0,452	0,464	0,394	0,472
Erro Mediano Absoluto	0,346	0,318	0,434	0,379	0,294	0,469
Erro padrão	0,051	0,086	0,091	0,073	0,054	0,075
IC 95%	0,102	0,177	0,184	0,145	0,107	0,150
< 0,5 D (%)	75,0%	62,1%	59,0%	62,1%	69,2%	51,9%
< 1 D (%)	94,3%	100,0%	92,3%	92,4%	94,5%	96,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 111 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “ACD Rasa”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,149	0,182	-0,210	-0,088	-0,027	0,032
Erro Médio Absoluto	0,384	0,505	0,533	0,469	0,369	0,508
Erro Mediano Absoluto	0,337	0,462	0,542	0,394	0,297	0,483
Erro padrão	0,049	0,088	0,095	0,075	0,057	0,079
IC 95%	0,097	0,178	0,193	0,150	0,113	0,158
< 0,5 D (%)	76,7%	58,5%	45,0%	60,3%	71,6%	52,5%
< 1 D (%)	94,4%	95,1%	90,0%	93,1%	97,3%	93,4%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 112 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “ACD Rasa”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,117	0,073	-0,236	-0,106	-0,089	0,023
Erro Médio Absoluto	0,412	0,438	0,515	0,522	0,397	0,514
Erro Mediano Absoluto	0,356	0,446	0,446	0,406	0,289	0,505
Erro padrão	0,051	0,098	0,087	0,081	0,053	0,083
IC 95%	0,101	0,202	0,176	0,162	0,104	0,166
< 0,5 D (%)	73,0%	57,7%	53,8%	53,1%	70,0%	48,2%
< 1 D (%)	93,0%	100,0%	88,5%	90,6%	93,0%	91,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 113 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “ACD Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,016	0,068	-0,025	-0,038	-0,097	-0,003
Erro Médio Absoluto	0,368	0,493	0,494	0,484	0,384	0,497
Erro Mediano Absoluto	0,330	0,399	0,418	0,405	0,304	0,410
Erro padrão	0,014	0,020	0,023	0,021	0,015	0,021
IC 95%	0,027	0,040	0,046	0,041	0,029	0,040
< 0,5 D (%)	73,5%	59,9%	59,5%	60,0%	73,0%	58,7%
< 1 D (%)	96,2%	88,0%	88,0%	89,2%	95,1%	88,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 114 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “ACD Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,018	0,057	-0,076	-0,042	-0,094	0,006
Erro Médio Absoluto	0,362	0,490	0,506	0,485	0,383	0,500
Erro Mediano Absoluto	0,323	0,392	0,419	0,405	0,305	0,413
Erro padrão	0,014	0,019	0,019	0,018	0,014	0,019
IC 95%	0,027	0,037	0,038	0,036	0,028	0,038
< 0,5 D (%)	74,2%	60,4%	58,9%	59,2%	72,8%	58,5%
< 1 D (%)	96,4%	88,3%	87,7%	89,2%	95,2%	88,2%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 115 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “ACD Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,017	0,049	-0,054	-0,042	-0,095	-0,014
Erro Médio Absoluto	0,370	0,487	0,502	0,476	0,388	0,491
Erro Mediano Absoluto	0,330	0,394	0,415	0,393	0,306	0,409
Erro padrão	0,014	0,019	0,020	0,019	0,014	0,019
IC 95%	0,027	0,038	0,039	0,037	0,028	0,038
< 0,5 D (%)	73,4%	60,4%	59,2%	60,7%	72,2%	59,6%
< 1 D (%)	96,1%	88,3%	87,9%	89,5%	95,0%	88,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 116 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “ACD Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,007	0,067	-0,035	-0,037	-0,096	-0,011
Erro Médio Absoluto	0,355	0,470	0,479	0,473	0,373	0,500
Erro Mediano Absoluto	0,313	0,376	0,399	0,394	0,303	0,417
Erro padrão	0,016	0,023	0,022	0,021	0,015	0,021
IC 95%	0,031	0,045	0,043	0,042	0,030	0,040
< 0,5 D (%)	75,0%	62,8%	61,8%	60,0%	73,7%	58,3%
< 1 D (%)	96,2%	88,7%	89,6%	89,8%	95,8%	88,6%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 117 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “ACD Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,020	0,072	-0,061	-0,032	-0,091	-0,003
Erro Médio Absoluto	0,371	0,503	0,520	0,498	0,392	0,520
Erro Mediano Absoluto	0,330	0,398	0,431	0,407	0,307	0,424
Erro padrão	0,014	0,019	0,019	0,019	0,015	0,019
IC 95%	0,027	0,037	0,038	0,036	0,029	0,038
< 0,5 D (%)	73,2%	59,7%	57,7%	58,6%	72,1%	57,2%
< 1 D (%)	96,0%	87,2%	86,7%	88,4%	94,7%	87,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 118 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “ACD Profunda”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,045	0,025	0,193	0,103	-0,117	0,098
Erro Médio Absoluto	0,361	0,436	0,528	0,462	0,414	0,479
Erro Mediano Absoluto	0,267	0,341	0,456	0,392	0,294	0,428
Erro padrão	0,033	0,043	0,056	0,044	0,041	0,046
IC 95%	0,066	0,085	0,111	0,087	0,080	0,091
< 0,5 D (%)	74,2%	64,9%	53,1%	62,2%	71,4%	64,7%
< 1 D (%)	94,3%	90,2%	89,1%	91,7%	93,0%	89,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 119 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “ACD Profunda”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,004	0,044	0,161	0,103	-0,141	0,079
Erro Médio Absoluto	0,345	0,431	0,485	0,452	0,404	0,462
Erro Mediano Absoluto	0,254	0,342	0,391	0,337	0,289	0,374
Erro padrão	0,032	0,039	0,046	0,039	0,036	0,040
IC 95%	0,064	0,077	0,091	0,077	0,071	0,079
< 0,5 D (%)	76,7%	64,4%	59,1%	63,5%	71,8%	65,0%
< 1 D (%)	94,4%	91,6%	90,3%	91,9%	92,5%	90,6%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 120 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “ACD Profunda”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,002	0,022	0,172	0,081	-0,088	0,113
Erro Médio Absoluto	0,344	0,430	0,508	0,442	0,390	0,448
Erro Mediano Absoluto	0,254	0,341	0,436	0,327	0,282	0,360
Erro padrão	0,032	0,039	0,047	0,040	0,037	0,040
IC 95%	0,064	0,078	0,093	0,078	0,074	0,078
< 0,5 D (%)	77,0%	65,3%	54,3%	63,9%	74,1%	66,8%
< 1 D (%)	94,4%	91,5%	89,7%	92,8%	93,5%	91,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 121 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “ACD Profunda”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,003	0,064	0,200	0,111	-0,129	0,062
Erro Médio Absoluto	0,343	0,421	0,475	0,424	0,390	0,454
Erro Mediano Absoluto	0,243	0,342	0,403	0,325	0,290	0,391
Erro padrão	0,033	0,044	0,047	0,040	0,037	0,047
IC 95%	0,066	0,086	0,093	0,080	0,072	0,093
< 0,5 D (%)	77,3%	66,4%	58,2%	65,5%	72,0%	66,0%
< 1 D (%)	94,1%	92,6%	92,2%	94,4%	93,4%	90,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 122 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “ACD Profunda”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,001	0,077	0,142	0,168	-0,102	0,108
Erro Médio Absoluto	0,344	0,451	0,521	0,483	0,398	0,492
Erro Mediano Absoluto	0,249	0,343	0,418	0,387	0,285	0,395
Erro padrão	0,032	0,041	0,055	0,043	0,037	0,043
IC 95%	0,064	0,081	0,109	0,084	0,073	0,085
< 0,5 D (%)	77,1%	63,5%	56,5%	61,8%	73,2%	64,3%
< 1 D (%)	94,4%	90,4%	88,3%	92,0%	93,2%	88,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 123 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “K Plana”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,079	-0,318	-0,185	-0,047	-0,074	0,211
Erro Médio Absoluto	0,403	0,533	0,529	0,472	0,386	0,503
Erro Mediano Absoluto	0,330	0,514	0,468	0,418	0,300	0,410
Erro padrão	0,045	0,063	0,069	0,059	0,045	0,057
IC 95%	0,089	0,126	0,137	0,117	0,088	0,113
< 0,5 D (%)	73,2%	49,4%	52,3%	61,9%	72,1%	59,1%
< 1 D (%)	93,7%	88,0%	87,5%	90,7%	96,1%	90,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 124 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “K Plana”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,071	-0,321	-0,178	-0,012	-0,064	0,271
Erro Médio Absoluto	0,380	0,528	0,541	0,452	0,399	0,518
Erro Mediano Absoluto	0,330	0,439	0,424	0,394	0,301	0,404
Erro padrão	0,042	0,049	0,054	0,047	0,044	0,051
IC 95%	0,083	0,097	0,107	0,093	0,088	0,100
< 0,5 D (%)	74,5%	53,8%	54,3%	62,4%	71,2%	59,6%
< 1 D (%)	95,7%	86,9%	85,8%	90,6%	93,8%	87,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 125 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “K Plana”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,076	-0,328	-0,146	-0,039	-0,052	0,232
Erro Médio Absoluto	0,394	0,541	0,521	0,455	0,405	0,496
Erro Mediano Absoluto	0,330	0,468	0,491	0,408	0,302	0,398
Erro padrão	0,042	0,053	0,058	0,051	0,045	0,053
IC 95%	0,084	0,104	0,114	0,100	0,089	0,104
< 0,5 D (%)	74,2%	51,2%	50,0%	61,9%	68,3%	58,1%
< 1 D (%)	94,0%	87,4%	88,3%	90,5%	94,4%	88,9%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 126 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “K Plana”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,075	-0,269	-0,157	-0,018	0,011	0,259
Erro Médio Absoluto	0,396	0,511	0,543	0,447	0,367	0,455
Erro Mediano Absoluto	0,343	0,468	0,479	0,388	0,301	0,374
Erro padrão	0,044	0,065	0,077	0,059	0,043	0,055
IC 95%	0,086	0,130	0,154	0,117	0,086	0,110
< 0,5 D (%)	71,9%	51,8%	51,3%	63,9%	75,2%	65,9%
< 1 D (%)	96,3%	90,4%	86,8%	90,7%	95,9%	89,8%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 127 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “K Plana”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,073	-0,301	-0,196	-0,060	-0,080	0,234
Erro Médio Absoluto	0,405	0,529	0,533	0,468	0,418	0,497
Erro Mediano Absoluto	0,341	0,439	0,436	0,400	0,305	0,398
Erro padrão	0,042	0,053	0,057	0,051	0,045	0,050
IC 95%	0,083	0,105	0,112	0,101	0,088	0,099
< 0,5 D (%)	72,3%	54,3%	53,5%	60,1%	69,2%	60,6%
< 1 D (%)	93,7%	87,6%	86,6%	90,6%	93,7%	88,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 128 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “K Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,019	0,077	-0,008	-0,026	-0,096	-0,030
Erro Médio Absoluto	0,356	0,470	0,484	0,470	0,379	0,485
Erro Mediano Absoluto	0,305	0,370	0,410	0,387	0,299	0,411
Erro padrão	0,014	0,020	0,021	0,020	0,015	0,021
IC 95%	0,027	0,040	0,041	0,039	0,029	0,040
< 0,5 D (%)	75,2%	62,1%	60,4%	61,5%	74,2%	60,3%
< 1 D (%)	96,1%	89,1%	89,3%	90,3%	95,2%	89,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 129 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “K Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,015	0,080	-0,008	-0,029	-0,101	-0,010
Erro Médio Absoluto	0,356	0,471	0,483	0,475	0,379	0,483
Erro Mediano Absoluto	0,304	0,378	0,410	0,394	0,301	0,409
Erro padrão	0,014	0,018	0,019	0,018	0,014	0,018
IC 95%	0,027	0,034	0,038	0,036	0,028	0,036
< 0,5 D (%)	75,3%	62,5%	60,1%	60,6%	73,8%	60,3%
< 1 D (%)	96,2%	89,3%	89,1%	89,9%	95,1%	89,5%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 130 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “K Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,020	0,072	-0,016	-0,014	-0,097	-0,007
Erro Médio Absoluto	0,357	0,471	0,490	0,472	0,379	0,481
Erro Mediano Absoluto	0,305	0,378	0,411	0,393	0,299	0,402
Erro padrão	0,013	0,017	0,020	0,018	0,014	0,018
IC 95%	0,026	0,034	0,038	0,035	0,027	0,036
< 0,5 D (%)	75,1%	62,3%	59,6%	60,6%	73,6%	60,9%
< 1 D (%)	96,1%	89,4%	88,8%	90,4%	95,1%	89,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 131 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “K Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,019	0,084	-0,018	-0,019	-0,082	0,004
Erro Médio Absoluto	0,349	0,457	0,473	0,463	0,359	0,480
Erro Mediano Absoluto	0,295	0,382	0,411	0,383	0,289	0,411
Erro padrão	0,015	0,021	0,020	0,021	0,015	0,020
IC 95%	0,029	0,041	0,040	0,042	0,030	0,039
< 0,5 D (%)	75,4%	62,7%	61,0%	61,8%	76,1%	60,6%
< 1 D (%)	96,5%	91,3%	90,7%	90,7%	95,8%	90,1%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 132 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “K Média”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	0,012	0,066	-0,020	-0,019	-0,103	0,001
Erro Médio Absoluto	0,362	0,476	0,506	0,479	0,383	0,484
Erro Mediano Absoluto	0,310	0,381	0,426	0,396	0,301	0,409
Erro padrão	0,014	0,018	0,019	0,018	0,014	0,018
IC 95%	0,027	0,035	0,037	0,034	0,028	0,035
< 0,5 D (%)	74,5%	61,9%	58,2%	59,9%	73,2%	60,3%
< 1 D (%)	95,8%	88,8%	87,7%	89,8%	94,8%	89,3%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 133 - Resultados do classificador k-NN para o subgrupo “K Acentuada”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,095	0,399	0,215	0,011	-0,191	-0,418
Erro Médio Absoluto	0,416	0,547	0,502	0,450	0,461	0,620
Erro Mediano Absoluto	0,390	0,380	0,394	0,388	0,339	0,600
Erro padrão	0,042	0,072	0,072	0,064	0,046	0,104
IC 95%	0,083	0,144	0,144	0,128	0,092	0,212
< 0,5 D (%)	65,4%	54,3%	61,2%	61,6%	64,1%	34,4%
< 1 D (%)	94,1%	82,9%	85,1%	94,5%	90,4%	90,6%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 134 - Resultados do classificador SVM para o subgrupo “K Acentuada”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,061	0,424	0,100	-0,030	-0,185	-0,231
Erro Médio Absoluto	0,411	0,572	0,531	0,499	0,463	0,658
Erro Mediano Absoluto	0,390	0,479	0,413	0,458	0,340	0,651
Erro padrão	0,046	0,069	0,079	0,065	0,047	0,170
IC 95%	0,092	0,138	0,157	0,130	0,092	0,355
< 0,5 D (%)	67,5%	55,6%	57,5%	55,4%	63,7%	38,1%
< 1 D (%)	93,3%	79,0%	84,9%	91,3%	90,4%	81,0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 135 - Resultados do classificador MLP para o subgrupo “K Acentuada”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,066	0,396	0,339	-0,090	-0,173	-0,476
Erro Médio Absoluto	0,403	0,499	0,339	0,513	0,452	0,578
Erro Mediano Absoluto	0,383	0,552	0,288	0,429	0,340	0,589
Erro padrão	0,043	0,124	0,109	0,068	0,045	0,172
IC 95%	0,084	0,272	0,279	0,135	0,089	0,421
< 0,5 D (%)	65,7%	50,0%	66,7%	56,5%	63,9%	42,9%
< 1 D (%)	94,2%	100,0%	100,0%	90,2%	91,0%	85,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 136 - Resultados do classificador Regressão Logística para o subgrupo “K Acentuada”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,080	0,533	0,080	0,053	-0,185	-0,416
Erro Médio Absoluto	0,407	0,611	0,492	0,444	0,463	0,588
Erro Mediano Absoluto	0,390	0,521	0,397	0,383	0,340	0,552
Erro padrão	0,050	0,058	0,071	0,060	0,047	0,081
IC 95%	0,100	0,115	0,142	0,120	0,092	0,163
< 0,5 D (%)	69,7%	48,3%	64,9%	63,0%	63,7%	44,4%
< 1 D (%)	93,9%	77,0%	86,5%	93,8%	90,4%	85,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 137 - Resultados do classificador Árvore de Decisão para o subgrupo “K Acentuada”

	Barrett	Haigis	Hoffer Q	Holladay 1	Kane	SRK/T
Erro médio	-0,067	0,407	0,152	-0,041	-0,185	-0,227
Erro Médio Absoluto	0,416	0,501	0,610	0,472	0,463	0,585
Erro Mediano Absoluto	0,390	0,479	0,483	0,426	0,340	0,589
Erro padrão	0,041	0,087	0,121	0,062	0,047	0,263
IC 95%	0,081	0,179	0,244	0,122	0,092	0,642
< 0,5 D (%)	65,2%	55,6%	52,5%	56,8%	63,7%	28,6%
< 1 D (%)	94,2%	92,6%	82,5%	93,2%	90,4%	85,7%

Fonte: Elaborada pelo autor.