

PADRÕES VOCAIS QUE DIFERENCIAM PESSOAS COM E SEM ANSIEDADE

VOCAL PATTERNS THAT DIFFERENTIATE PEOPLE WITH AND WITHOUT ANXIETY

Maria Helena de Sousa Oliveira¹; Roberto Mendes²; Anna Alice Almeida³.

1. Discente do curso de Fonoaudiologia da Universidade Federal da Paraíba (UFPB).
2. Médico. Mestre em Neuropsiquiatria e Ciências do Comportamento pela Universidade Federal de Pernambuco (UFPE). Docente do Departamento de Medicina Interna do Centro de Ciências Médicas da Universidade Federal da Paraíba (UFPB).
3. Fonoaudióloga. Doutora em Psicobiologia pela Universidade Federal de São Paulo. Docente do Departamento de Fonoaudiologia, vinculada ao Programa de Pós-Graduação em Modelos de Decisão em Saúde da Universidade Federal da Paraíba (UFPB).

Autora correspondente:

Anna Alice Figueiredo de Almeida

Endereço: Universidade Federal da Paraíba, Centro de Ciências da Saúde.
Departamento de Fonoaudiologia. Cidade Universitária - Campus I. Castelo Branco.
CEP: 58051-900 - João Pessoa, PB – Brasil.

Telefone: (83) 3216-7831 Email: anna_alice@uol.com.br

RESUMO

Objetivo: verificar se há variáveis vocais e fisiológicas que sejam capazes de prever sintomas ansiosos, bem como testar desempenho de modelos globais e específicos que possam prever a presença de alta ansiedade a partir de marcadores vocais e fisiológicos. **Método:** Este estudo transversal envolveu 38 voluntários da comunidade acadêmica, divididos em grupos de baixa e alta ansiedade, com base no IDATE. A coleta incluiu medidas fisiológicas (FC, SpO₂, temperatura, condutância da pele e EMG) e vocais (autoavaliação, avaliação perceptivo-auditiva e análise acústica). Os dados foram analisados por meio de aprendizado de máquina supervisionado, a partir de árvores de decisão, elaborando modelos com diferentes composições de variáveis para identificar marcadores vocais e fisiológicos capazes de prever altos níveis de ansiedade. **Resultados:** O modelo global que combinou variáveis fisiológicas e vocais demonstrou desempenho robusto e com mais ramificações, porém apresenta limitações na rotina clínica. Os modelos constituídos de variáveis vocais, sejam elas subjetivas ou objetivas, possuem potencial para diferenciar grupos com níveis baixos e altos de ansiedade. análise isolada das dimensões vocais também demonstrou capacidade preditiva, com destaque para as medidas de autoavaliação e de análise acústica. **Conclusão:** Modelos supervisionados de aprendizado de máquina indicam que medidas fisiológicas e vocais são preditoras da ansiedade, embora exijam avaliação especializada. Entre os métodos isolados, o modelo composto apenas por medidas acústicas apresentou o melhor desempenho, destacando-se como o mais promissor para predição da ansiedade, fato que reforça a voz como biomarcador digital.

Palavras-chave: Fonoaudiologia, Voz, Ansiedade, Saúde Mental, Aprendizado de Máquina

ABSTRACT

Objective: To verify whether there are vocal and physiological variables that are capable of predicting anxiety symptoms, as well as to test the performance of global and specific models that can predict the presence of high anxiety from vocal and physiological markers. **Method:** This cross-sectional study involved 38 volunteers from the academic community, divided into low and high anxiety groups, based on the STAI. The collection included physiological (HR, SpO₂, temperature, skin conductance and EMG) and vocal (self-assessment, auditory-perceptual assessment and acoustic analysis) measurements. The data were analyzed through supervised machine learning, from decision trees, developing models with different compositions of variables to identify vocal and physiological markers capable of predicting high levels of anxiety. **Results:** The global model that combined physiological and vocal variables demonstrated robust performance and with more branches, but it has limitations in clinical routine. Models consisting of vocal variables, whether subjective or objective, have the potential to differentiate groups with low and high levels of anxiety. Isolated analysis of vocal dimensions also demonstrated predictive capacity, with emphasis on self-assessment and acoustic analysis measures. **Conclusion:** Supervised machine learning models indicate that physiological and vocal measures are predictors of anxiety, although they require specialized assessment. Among the isolated methods, the model composed only of acoustic measures presented the best performance, standing out as the most promising for predicting anxiety, a fact that reinforces voice as a digital biomarker.

Keywords: Speech Therapy, Voice, Anxiety, Mental Health, Machine Learning

INTRODUÇÃO

A ansiedade é uma emoção humana, diretamente relacionada a agentes reforçadores, cuja percepção é comparada a memórias previamente arquivadas, desencadeando a ativação dos sistemas cerebrais de luta ou fuga, além do sistema de defesa. Esse mecanismo é considerado fisiológico quando a resposta gerada é proporcional ao estímulo percebido (Gomes et al., 2019; Blanchard, 1988).

A condição patológica da ansiedade manifesta-se em função da intensidade, da persistência dos sintomas, e pela disfuncionalidade desencadeados pela exposição ao agente ansiógeno (Rosa et al, 2012; Lima et al., 2020). Comumente é manifestada por medos exagerados ou evitativos em relação a ameaças percebidas, sejam elas externas, como situações sociais ou locais desconhecidos, ou internas, como sensações corporais incomuns (Craske; Stein, 2016; Miranda, 2014).

A distinção entre medo e ansiedade é fundamental: O medo está associado a estratégias defensivas ativadas em resposta a uma ameaça real que se encontra a determinada distância da vítima. Nessa circunstância, o indivíduo pode evitar a situação caso exista uma rota de fuga disponível ou, na ausência de uma saída, permanecer imobilizado em estado de tensão (Blanchard, 1988).

A ansiedade está relacionada à antecipação de ameaça futura, e pode manifestar-se por meio de diversas respostas fisiológicas, como a taquicardia, sudorese, diminuição na temperatura de extremidades, aumento da frequência respiratória e cardíaca, e do peristaltismo, além de tensão muscular excessiva, que caracterizam reações somáticas (Figueiredo, 2000; Rosário e Soares, 2003; Rosa et al., 2012; APA, 2023). Ademais, essas e outras reações autonômicas podem impactar em modificações nos subsistemas envolvidos na produção vocal que podem refletir em variações perceptíveis na voz e fala (Jung, 1999; Almeida et al, 2011).

Estudos indicam que uma em cada nove pessoas no mundo apresenta algum transtorno de ansiedade, o que os consolida como grupo de transtornos mentais mais prevalentes (Baxter et al., 2013; Kessler et al., 2010). Nos últimos anos, as pesquisas no campo da saúde mental têm ganhado destaque e recebido incentivo. A política de saúde mental no Brasil tem se mostrado eficaz ao longo de mais de três décadas (Almeida, 2019). Diante disso, torna-se crucial a realização de estudos cada vez mais

robustos para assegurar a continuidade e aprimoramento das políticas vigentes.

Nesse contexto, destaca-se a necessidade crescente de desenvolvimento de ferramentas que auxiliem nos processos envolvidos na avaliação, diagnóstico e na tomada de decisão clínica no campo da saúde mental. A análise do sinal de voz é um importante biomarcador digital para o reconhecimento de emoções e um indicador promissor para a detecção de diversos transtornos mentais (Lugger, Yang, 2007; Weeks et al,2016; Tahir et al, 2019; Low et al,2020).

Dessa forma, sabe-se que a voz humana constitui uma das ferramentas essenciais para a comunicação, ao permitir não apenas a transmissão de pensamentos e intenções, mas também a expressão de emoções que frequentemente transcendem o conteúdo meramente verbal. Essa capacidade de comunicação vocal permite que os ouvintes percebam nuances emocionais (Behlau, 2008; Behlau; Pontes; Moreti, 2017).

Pesquisas recentes indicam que a voz é um biomarcador digital promissor para prever doenças mentais, particularmente o transtorno depressivo maior (Epinola et al,2021). Ademais, estudos demonstram que pessoas com alta ansiedade apresentam alterações específicas em parâmetros vocais, que permitem a discriminação entre indivíduos ansiosos e não ansiosos (Özseven et al., 2018).

Um estudo realizado por Gonçalves (2019) com indivíduos que relataram alta ansiedade concluiu que as medidas acústicas de *jitter* e *Cepstral Peak Prominence-Smoothed* (CPPS) foram as mais relevantes na classificação entre grupos com alta e baixa ansiedade, por apresentarem valores acima do ponto de corte indicativo de disfonia. O CPPS, que avalia a periodicidade das emissões vocais, é uma variação do *Cepstral Peak Prominence* (CPP), e se destaca por sua robustez e estabilidade na análise da qualidade vocal, sendo aplicável tanto em vogais sustentadas quanto em fala contínua (Hillenbrand; Houde, 1996).

O avanço tecnológico e científico favorece o surgimento de modelos estatísticos e computacionais como aprendizado de máquina, que tem impulsionado o desenvolvimento de soluções inovadoras em diversas áreas, incluindo a saúde mental. (Alon-Ronen et al,2022;Bota et al,2019). Esses algoritmos, capazes de aprender padrões a partir de dados, mostram-se promissores na análise de sinais

biométricos, como a voz, e sinais fisiológicos, para auxiliar no reconhecimento de estados emocionais (Bota, 2019).

Nesse contexto, destaca-se a necessidade crescente de desenvolvimento de ferramentas que auxiliem no rastreio, avaliação, diagnóstico e tomada de decisões clínicas no campo da saúde mental, a fim de acelerar esses processos de acesso às pessoas que precisam desse tipo de serviço, com diagnóstico e intervenção mais assertivos e precoces. Assim, o estudo teve como objetivo verificar se há variáveis vocais e fisiológicas que sejam capazes de prever sintomas ansiosos, bem como testar desempenho de modelos globais e específicos que possam prever a presença de alta ansiedade a partir de marcadores vocais e fisiológicos.

MÉTODOS

Este é um estudo observacional e transversal, avaliado e aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa do hospital universitário de uma instituição de ensino superior, sob protocolo de número 2.763.644.

Participaram 38 voluntários da comunidade acadêmica, divididos em dois grupos com base na ansiedade traço: grupo de baixa ansiedade (GBA), com 9 participantes, e grupo de alta ansiedade (GAA), com 29 participantes, de ambos os sexos.

Os voluntários seguiram os seguintes critérios de elegibilidade: (1) ter idade entre 18 e 45 anos, voluntários fora deste intervalo de faixa etária podem sugerir alterações fisiológicas na voz em virtude das mudanças hormonais ocorridas pela idade; (2) ausência de comorbidade que comprometa a cognição e comunicação que possa limitar a realização das tarefas solicitadas; (3) não ter realizado tratamento em saúde mental; (4) não ter realizado uso de substâncias medicamentosas ansiolíticas no momento da primeira coleta, pois os efeitos fisiológicos dessas poderiam comprometer os dados referentes à pesquisa da ansiedade.

A amostra (n= 38) foi dividida em grupos independentes: baixa (n= 09) e alta ansiedade (n= 29) e se mostrou homogênea (Tabela 1). Maior parte dos grupos é constituído por mulheres (55,6%; n= 05 BA; 69,0%; n= 20 AA), não profissionais da voz (88,9%; n= 08 BA; 96,6%; n= 28 AA), solteiros(as) (88,9%; n= 08 BA; 96,6%;

n= 28 AA) e com nível superior incompleto como grau de instrução (77,8%; n= 07 BA; 100,0%; n= 29 AA).

Tabela 1. Caracterização da amostra total (n= 38) dividido em baixa e alta ansiedade

Variável	Baixa Ansiedade	Alta Ansiedade	p-valor
Sexo			
Feminino	5 (55,6%)	20 (69.0%)	0,734
Masculino	4 (44,4%)	9 (31.0%)	0,734
Profissional da voz			
Não	8 (88,9%)	28 (96.6%)	0,964
Sim	1 (1,.1%)	1 (3.4%)	0,964
Estado civil			
Solteiro(a)	8 (8,.9%)	28 (96.6%)	0,167
Casado(a)	0 (0,0%)	1 (3.4%)	0,167
União estável	1 (11,1%)	0 (0.0%)	0,167
Grau de instrução			
Superior incompleto	7 (77,8%)	29 (100.0%)	0,079
Superior completo	2 (22,2%)	0 (0.0%)	0,079

A coleta de dados foi realizada com base em três categorias de mensuração: psicométrica, fisiológica e vocal. Utilizou-se o Inventário de Ansiedade Traço-Estado (IDATE) (Biaggio e Natalício, 1977), um instrumento de autoavaliação da ansiedade. A escala de traço de ansiedade do IDATE consiste em 20 afirmações que requerem que os sujeitos descrevam como geralmente se sentem. A escala do estado de ansiedade consiste também em 20 afirmações. Para cada afirmação, o sujeito deve assinalar uma das quatro alternativas, indicando como geralmente se sente: absolutamente não; um pouco; bastante; e muitíssimo na escala A-estado; quase nunca; às vezes; frequentemente; quase sempre na escala A-traço (Biaggio,1977).

Para a definição dos pontos de corte, adotou-se o referencial do IDATE-Traço de Almeida et al. (2011), segundo o qual indivíduos com pontuação inferior a 40 são classificados como apresentando baixa ansiedade, enquanto pontuações entre 41 e 80 são categorizados como alta ansiedade.

As medidas fisiológicas foram incluídas no estudo por refletirem respostas do sistema nervoso autônomo frente à ansiedade (Bernik, 1999). Este estudo mensurou a frequência cardíaca (FC), saturação de oxigênio (SpO_2), temperatura de extremidades (TE), condutância elétrica da pele (CEP) e eletromiografia (EMG) da musculatura supra e infrahióidea. Essas medidas fisiológicas foram registradas por meio de um fisiógrafo e um oxímetro de pulso.

A FC e a SPO_2 foram analisadas por meio de um oxímetro de pulso com monitor de frequência cardíaca digital da marca G Tech. O aparelho foi colocado no dedo indicador do voluntário e registrado as mensurações. A FC é fornecida em batimentos por minuto (bpm), com valores de referências que variam entre 60 a 100 bpm em adultos jovens saudáveis, e a SPO_2 por porcentagem. Esta última representa a porcentagem de oxigênio transportado na corrente sanguínea e valores acima de 96% são considerados normais (Kenneth e McClatchey, 2002).

A TE foi coletada por meio do fisiógrafo modelo I-330-C2 + da marca J&J Engineering, em que um sensor térmico foi posto nos dedos indicador e médio da mão não dominante dos voluntários. A unidade de medida é dada em graus Celsius ($^{\circ}C$). Os valores normais para a temperatura corporal variam entre 36 a $37^{\circ}C$ (Gynton, 2003). A CEP também foi capturada pelo fisiógrafo e representa a presença da sudorese na palma da mão. Foi colocado um eletrodo na palma da mão fixado com fita adesiva do tipo Micropore®. A unidade de medida é dada em microsiemens (μS).

Para coleta de EMG, foram colocados eletrodos de superfície na região submandibular, para avaliar a atividade muscular dos músculos suprahióideos (SH), e na região anterior do pescoço abaixo da cartilagem tireóidea para avaliação dos músculos infrahióideos (IH). O sinal foi captado pelo fisiógrafo em momento de repouso e durante atividade de fala. A unidade de referência para análise do sinal eletromiográfico é o microvolt (μV). Os valores de referência adotados para esta pesquisa seguiram os achados do estudo de Balata (2013a), em que para EMG para os músculos SH variam entre 11 a 17 μV em repouso vocal e 25 a 29 μV em atividade fonatória. Os IH em atividade de repouso variam entre 15 a 19 μV , já realizando atividade variam entre 52 a 82 μV .

A autoavaliação vocal foi realizada por meio da Escala de Sintomas Vocais

(ESV). A ESV é um instrumento validado para português brasileiro (Moreti et al., 2014) e tem como objetivo avaliar a autopercepção de sintomas vocais e impacto do problema de voz. Ela é composta por 30 itens distribuídos em três domínios: emocional, físico e de limitação. A frequência dos sintomas vocais é avaliada por uma escala Likert de cinco pontos. O cálculo envolve um somatório simples e seu ponto de corte é de 16 pontos no escore total. Escores mais altos indicam maior percepção de sintomas vocais e indicativo de problema de voz (Moreti et al., 2014).

Na sequência, coletou-se duas tarefas de fala a partir da vogal /ε/, em tempo máximo de fonação, em frequência e intensidade autorreferidas habituais. A segunda tarefa foi a produção de fala encadeada, por meio da contagem dos números de 1 a 10, em frequência e intensidade autorreferidas habituais. As gravações foram realizadas em cabine acústica, utilizando um microfone unidirecional e o software Fonoview, com uma taxa de amostragem de 44.100 Hz. Os arquivos de áudio foram armazenados no formato “.wav” em um dispositivo de memória.

Os arquivos de áudio foram editados contendo três segundos da emissão da vogal /ε/ sustentada, seguida da fala encadeada com a contagem de 1 a 10. As amostras de fala foram utilizadas para a avaliação perceptivo-auditiva (APA) da qualidade vocal, bem como, análise acústica da qualidade vocal. As amostras foram analisadas por três juízes experientes em APA, que classificaram cada amostra de fala com base nos parâmetros vocais de grau geral, rugosidade, soprosidade e tensão, conforme a versão traduzida e adaptada para português brasileiro do Consensus on Auditory-Perceptual Assessment of Voice (CAPE-V) (Behlau et al, 2022), além da instabilidade, devido a sua relevância na avaliação das emoções.

Selecionou-se as medidas acústicas mais utilizadas nos estudos de emoções e saúde mental como marcadores importante, incluem frequência fundamental (F0), jitter, shimmer e proporção sinal-ruído ou harmonic-to-noise ratio (HNR) (Sader; Hanayama, 2004). Neste estudo, além dessas métricas clássicas, foram incorporadas a extração da medida cepstral *cepstral peak prominence smoothed* (CPPS) e da medida *glottal-to-noise excitation* (GNE) nas frequências de 1000 Hz e 3000 Hz. A extração das medidas acústicas foi realizada por meio de script plugado ao PRAAT, desenvolvido pelo Laboratório Integrado de Estudos da Voz (LIEV/UFPB).

Utilizou-se o algoritmo Decision Tree Classifier da biblioteca scikit-learn em Python (versão 3.10). A árvore foi limitada a uma profundidade máxima de 4 níveis para facilitar a interpretação visual. O modelo de árvore de decisão foi escolhido por sua capacidade de classificação interpretável, sua transparência lógica, e a possibilidade de identificar variáveis com maior impacto na tomada de decisão. Por ser um modelo supervisionado de aprendizado de máquina baseado em regras hierárquicas, é útil para investigações com amostras reduzidas e com variáveis heterogêneas. O desfecho principal foi o grupo: baixa e alta ansiedade.

Foram desenvolvidos e avaliados o desempenho de modelos com diferentes composições de variáveis: (1) modelo completo com 30 variáveis fisiológicas e vocais; (2) modelo com apenas variáveis vocais; (3) três modelos isolados com variáveis de autoavaliação vocal, avaliação perceptivo-auditiva e análise acústica. Abaixo estão descritas as variáveis utilizadas nos modelos:

Quadro 1. Variáveis selecionadas para compor os modelos “Árvore de decisão” para diferenciar grupo baixa e alta ansiedade

Categoria	Variável (Rótulo)	Significado
Fisiológicas	FC	Frequência Cardíaca
Fisiológicas	SO	Saturação de Oxigênio
Fisiológicas	EMG S vogal	Atividade EMG do músculo suprahióideo durante vogal
Fisiológicas	EMG I Vogal	Atividade EMG do músculo infrahióideo durante vogal
Fisiológicas	EMG S fala	Atividade EMG do músculo suprahióideo durante fala
Fisiológicas	EMG I fala	Atividade EMG do músculo infrahióideo durante fala
Fisiológicas	EMG S Repouso	Atividade EMG do músculo suprahióideo em repouso
Fisiológicas	EMG I Repouso	Atividade EMG do músculo infrahióideo em repouso

Fisiológicas	TE	Temperatura de extremidade
Fisiológicas	CG	Condutância galvânica
Autoavaliação Vocal	ESV Limit	Limitação funcional percebida (ESV)
Autoavaliação Vocal	ESV Emoc	Impacto emocional da voz (ESV)
Autoavaliação Vocal	ESV-T	Escore total da Escala de Sintomas Vocais
Perceptivo-Auditiva	Grau Geral	Grau geral da alteração vocal (escala G)
Perceptivo-Auditiva	Rugosidade	Percepção de rugosidade vocal
Perceptivo-Auditiva	Soprosidade	Percepção de soprosidade vocal
Perceptivo-Auditiva	Tensão	Percepção de tensão na voz
Perceptivo-Auditiva	Instabilidade	Percepção de instabilidade vocal
Análise Acústica	CPPS	Cepstral Peak Prominence
Análise Acústica	F0 Média	Frequência fundamental média
Análise Acústica	F0 desvio	Desvio padrão da F0
Análise Acústica	jitter	Perturbação de frequência
Análise Acústica	shimmer	Perturbação de amplitude
Análise Acústica	HNR	Razão Harmônico-Ruído
Análise Acústica	Intensidade	Intensidade média da fala
Análise Acústica	Gne 1kHz	Índice GNE em 1kHz
Análise Acústica	Max GNE 1khz	Valor máximo do GNE em 1kHz
Análise Acústica	GNE 3kHz	Índice GNE em 3kHz
Análise Acústica	Max GNE 3kHz	Valor máximo do GNE em 3kHz

Após gerar os modelos, listou métricas de desempenho para avaliar a qualidade,

eficácia e utilidade prática dos modelos preditivos. Nesse estudo foram apresentadas as seguintes medidas:

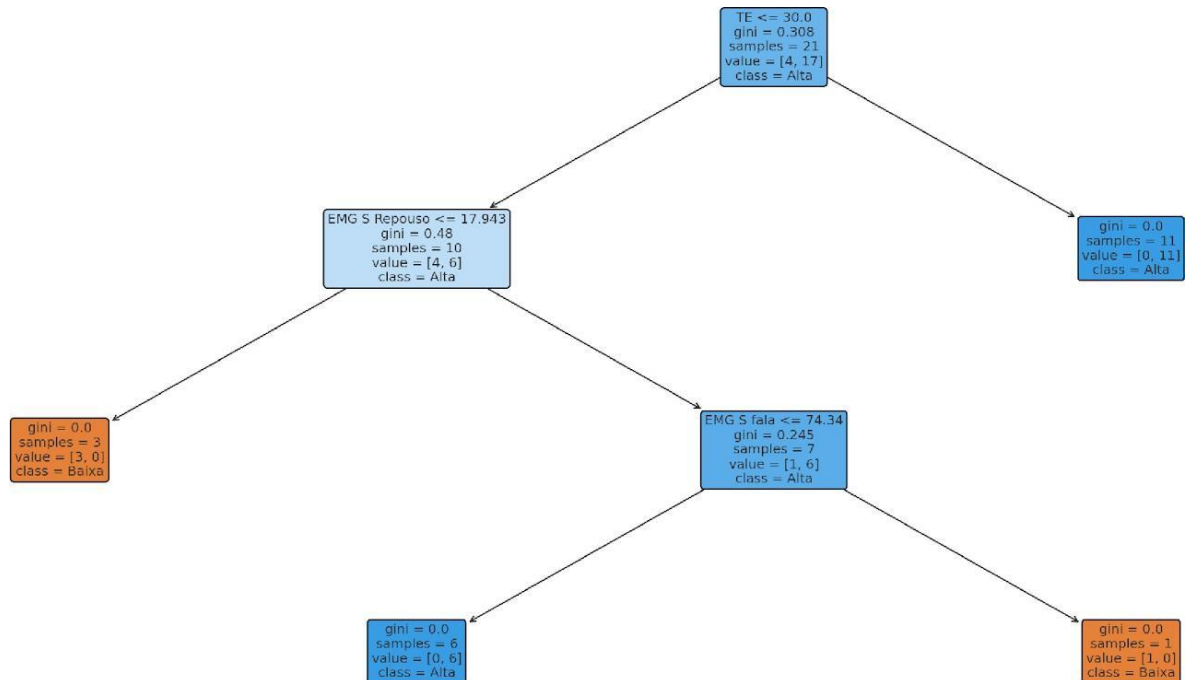
- a) Acurácia: Proporção de classificações corretas entre todas as classificações.
- b) Sensibilidade (ou Recall ou Verdadeiro Positivo – para o grupo “Alta Ansiedade”): Capacidade do modelo de identificar corretamente os casos positivos reais (alta ansiedade).
- c) Especificidade (ou Verdadeiro Negativo – para o grupo “Baixa Ansiedade”): Capacidade do modelo de identificar corretamente os casos negativos reais (baixa ansiedade).
- d) Precisão (ou Positive Predictive Value – PPV): Proporção dos casos preditos como positivos que realmente eram positivos.
- e) F1-Score: Média harmônica entre precisão e sensibilidade. Mede o equilíbrio entre os dois.

RESULTADOS

Os resultados foram divididos na apresentação dos cinco modelos de “Árvore de decisão”. Houve a demonstração do modelo propriamente dito, matriz de confusão, seguido das métricas de desempenho. O Modelo 1 reuniu 30 variáveis fisiológicas e vocais. O Modelo 2 incluiu 20 variáveis vocais. Os Modelos 3, 4 e 5 separaram as variáveis vocais conforme o método de avaliação vocal: autoavaliação vocal (4 variáveis), avaliação perceptivo-auditiva (5 variáveis) e análise acústica (11 variáveis). Por último, há um compilado com a finalidade de comparar o desempenho dos três modelos isolados dos métodos de avaliação vocal.

O modelo 1 demonstrou alta capacidade preditiva, evidenciando que as variáveis fisiológicas e vocais discriminam com precisão os grupos de alta e baixa ansiedade (Figura 1).

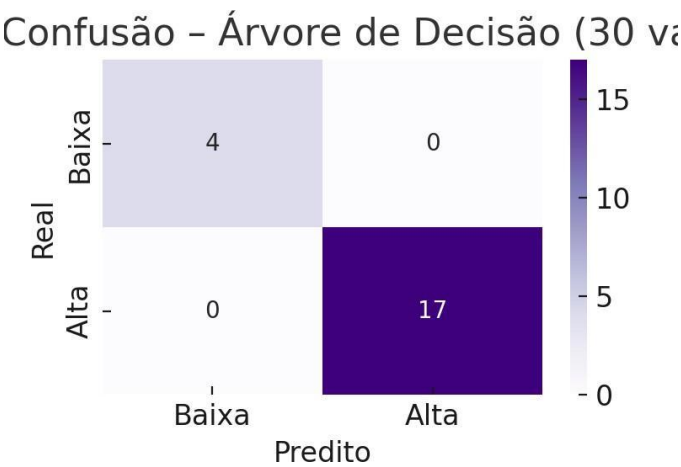
Figura 1. Modelo 1: Árvore de decisão para predição do grupo de ansiedade com variáveis fisiológicas e vocais.



Legenda: A árvore exibe cortes sucessivos com variáveis fisiológicas e vocais. Azul indica predominância do grupo com alta ansiedade; laranja, baixa ansiedade. Cada nó mostra: (1) condição de decisão, (2) impureza (gini), (3) total de amostras, (4) distribuição dos grupos e (5) classe majoritária prevista.

A árvore teve como nó raiz a variável TE, com corte ≤ 30 , indicando que valores mais baixos dessa medida estão associados ao grupo de alta ansiedade. Em sequência, surgem EMG suprahioidea em repouso e EMG suprahioidea na fala como variáveis relevantes nos nós internos, reforçando a associação entre maior ativação muscular em repouso e na fala com a condição de ansiedade elevada. Essas três foram as variáveis mais decisivas para a classificação, aparecendo como cortes nos ramos superiores da árvore. A maioria dos caminhos da árvore leva à classificação como alta ansiedade, refletindo tanto a proporção da amostra quanto a relevância fisiológica dessas variáveis como preditores.

Figura 2. Matriz de Confusão do Modelo 1 - Árvore de decisão para predição do grupo de ansiedade com variáveis fisiológicas e vocais.



A matriz confirma a capacidade preditiva do modelo ao evidenciar que as variáveis fisiológicas e vocais utilizadas conseguem discriminar perfeitamente entre os dois grupos (Figura 2).

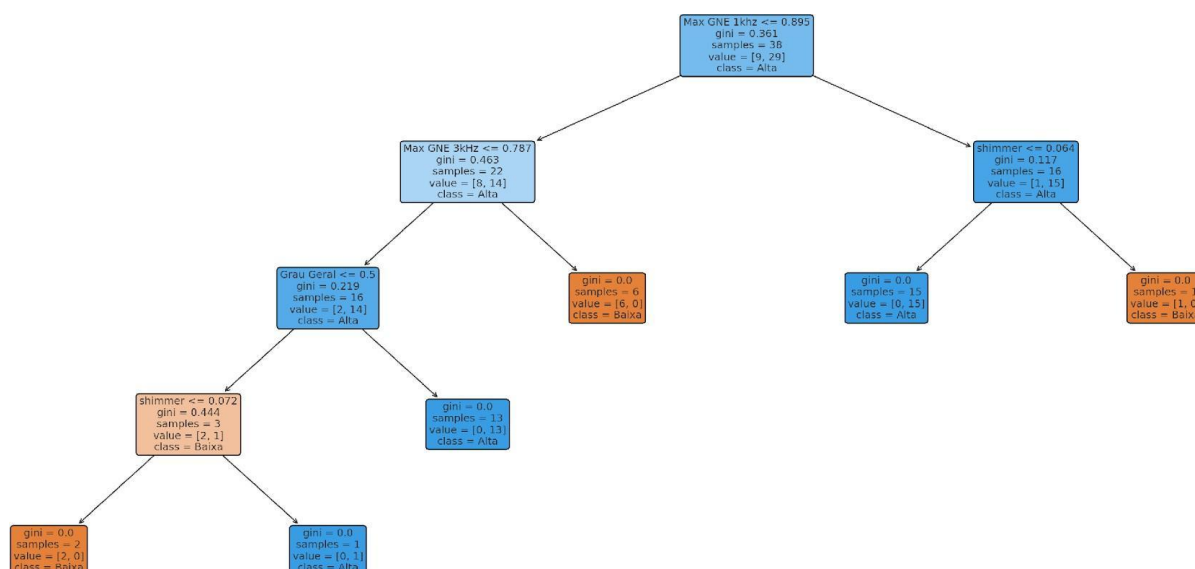
Tabela 2. Métricas de desempenho do Modelo 1: medidas fisiológicas e vocais

Grupo	Precisão	Sensibilidade	Especificidade	F1-Score
Baixa Ansiedade	1	1	1	1
Alta Ansiedade	1	1	1	1
Acurácia Geral	1			

A Tabela 2 apresenta as métricas de alto desempenho do Modelo 1, evidenciando sua precisão na base avaliada e a elevada capacidade preditiva das variáveis fisiológicas e vocais.

O modelo 2 pretendeu classificar os participantes entre os grupos baixa e alta ansiedade com base exclusivamente em medidas vocais (Figura 3). Isso incluiu medidas acústicas, perceptivo-auditiva e autoavaliação vocal. As cores indicam dominância de grupo (azul = alta ansiedade; laranja = baixa). Cada nó da árvore apresenta uma condição de decisão, o número de amostras, a distribuição entre os grupos e a classe prevista com maior frequência.

Figura 3. Modelo 2: Árvore de decisão para predição do grupo de ansiedade com variáveis fisiológicas e vocais.



Legenda: A árvore mostra divisões sucessivas baseadas em variáveis vocais. A cor azul indica predominância do grupo com alta ansiedade; a cor laranja indica predominância do grupo com baixa ansiedade. Cada nó inclui a condição de corte, índice de Gini, número de amostras, distribuição dos grupos e classe predita.

A variável mais relevante foi valor máximo do GNE 1kHz, responsável pela divisão inicial da amostra na raiz da árvore, classificando participantes com valores $\leq 0,895$ como pertencentes ao grupo de alta ansiedade. Dentro desse grupo, valor máximo do GNE 3kHz e Grau Geral da APA refinaram ainda mais a classificação. A variável *shimmer*, um parâmetro acústico associado à instabilidade da amplitude vocal, apareceu em dois ramos, sendo decisiva tanto para predizer baixa quanto alta ansiedade, dependendo do ponto de corte. Assim, as principais variáveis para distinguir os grupos foram valor máximo do GNE 1kHz e 3kHz, Grau Geral da APA e *shimmer* (Figura 3).

Figura 4. Matriz de Confusão do Modelo 2 - Árvore de decisão para predição do grupo de ansiedade com variáveis vocais.

Confusão - Árvore (Somente Variáveis)

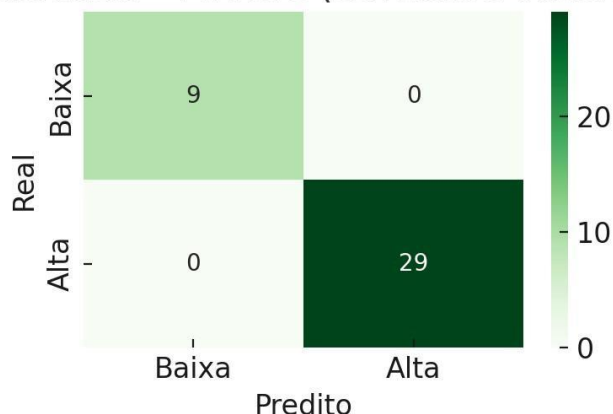


Tabela 3. Métricas de desempenho do Modelo 2: medidas vocais

Grupo	Precisão	Sensibilidade	Especificidade	F1-Score
Baixa				
Ansiedade	1	1	1	1
Alta Ansiedade	1	1	1	1
Acurácia Geral	1			

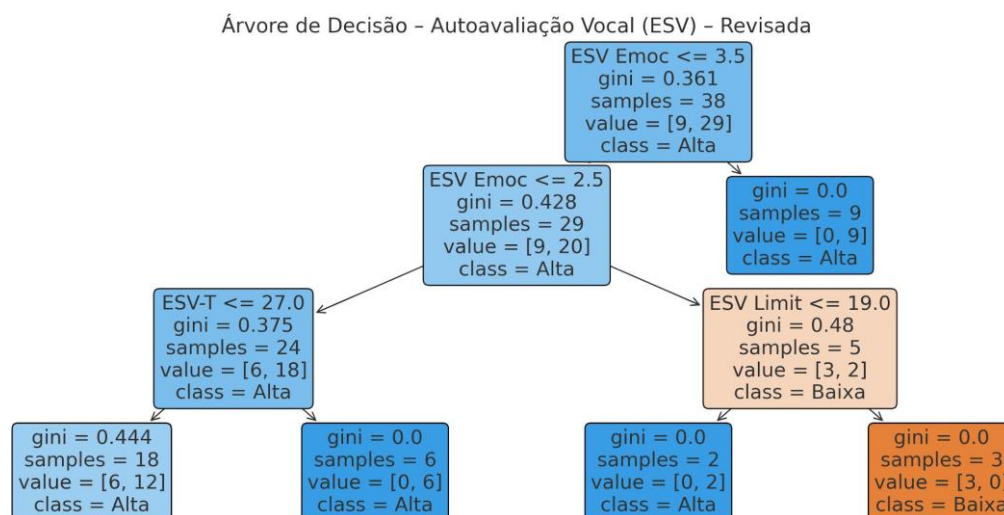
Acima estão as métricas de desempenho do modelo (Tabela 3) e a matriz de confusão do Modelo 2 (Figura 4), baseado exclusivamente em variáveis vocais (autoavaliação, avaliação perceptivo-auditiva e medidas acústicas), para predição do grupo de ansiedade (baixa ou alta) em uma amostra de 38 participantes. O modelo 2 apresentou desempenho perfeito, demonstrando que medidas exclusivamente vocais possuem alta sensibilidade e especificidade na predição do nível de ansiedade. Esse resultado reforça que a voz humana carrega pistas mensuráveis sobre estados emocionais, consolidando seu potencial como biomarcador digital em saúde mental.

O modelo 3 teve como foco avaliar a capacidade preditiva das medidas de autoavaliação vocal (ESV) para classificar indivíduos nos grupos de baixa ou alta ansiedade, com base em dados de uma amostra de 38 participantes (Figura 5).

A árvore de decisão foi construída com profundidade máxima de 3, utilizando as variáveis: ESV Limitação, ESV Emocional, ESV Físico e ESV Total. A variável mais

relevante para a separação dos grupos foi o domínio ESV Emocional, seguida pelos cortes sucessivos em ESV Total. Esses domínios da ESV mostraram sensibilidade na distinção entre grupos.

Figura 5. Modelo 3: Árvore de decisão para predição do grupo de ansiedade com variáveis referente à autoavaliação vocal



Legenda: A árvore exibe nós de decisão baseados nos escores da ESV. A cor azul indica predominância do grupo com alta ansiedade; a cor laranja, do grupo com baixa ansiedade. Cada nó apresenta a condição de corte, índice Gini, número de amostras, distribuição dos grupos e classe predita

A árvore de decisão evidenciou que escores mais baixos nos domínios emocional e total da ESV foram suficientes para predizer a classificação no grupo de alta ansiedade. O nó raiz da árvore foi baseado no domínio ESV Emocional (≤ 3.5). Participantes com menor pontuação emocional tenderam a ser classificados como alta ansiedade. Valores mais baixos de ESV Limitação e ESV Total também reforçaram a classificação para esse grupo. Já os escores mais altos, especialmente no ESV Total, favoreceram a predição de baixa ansiedade (Figura 5).

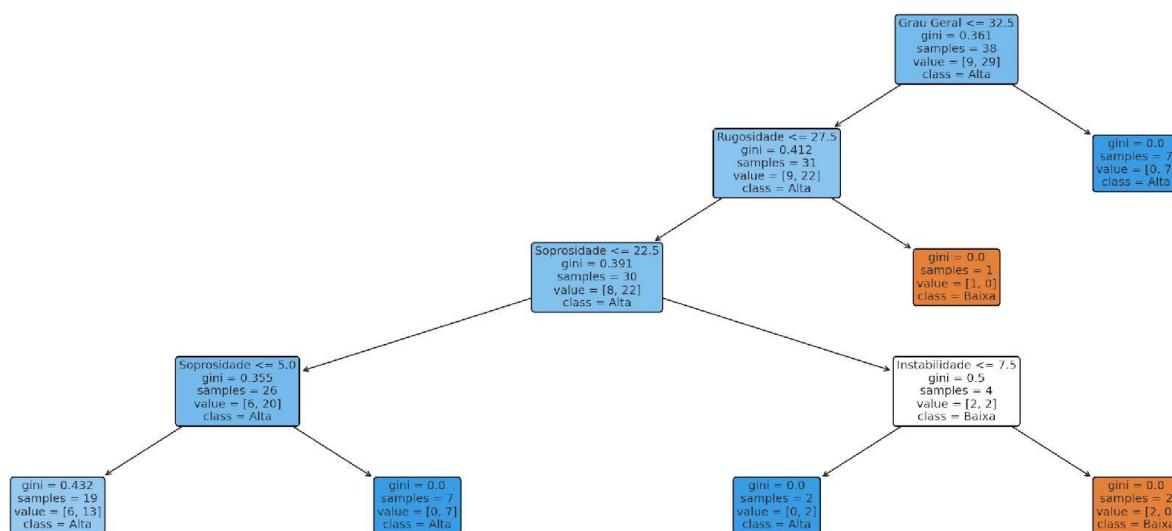
A ausência de contribuição do domínio físico da ESV sugere que, nesta amostra, a percepção dos sintomas vocais de dimensão física não foi um diferencial entre os grupos. Variáveis-Chave: ESV Emocional: variável de maior importância e primeiro ponto de decisão; e ESV Total: variável que refina a separação nos dois ramos principais.

O modelo 4 focou em avaliar se medidas perceptivo-auditivas da voz podem

predizer a presença de alta ou baixa ansiedade em indivíduos, com base em uma amostra de 38 participantes (Figura 7).

A árvore de decisão foi gerada utilizando as variáveis da avaliação perceptivo-auditiva da voz: Grau Geral, Rugosidade, Soprosidade e Instabilidade. O modelo apresentou profundidade de 3 níveis e utilizou cortes sucessivos para prever o grupo de ansiedade. A estrutura mantém-se interpretável, com visualização hierárquica clara baseada em critérios perceptivo-auditivos da voz.

Figura 7. Modelo 4: Árvore de decisão para predição do grupo de ansiedade com variáveis referente à avaliação perceptiva-auditiva da voz



Legenda:. A cor azul indica predominância do grupo com alta ansiedade, enquanto a cor laranja representa baixa ansiedade. Cada nó contém a condição de decisão (ex.: 'Soprosidade ≤ 5.0 '), índice Gini, número de participantes, distribuição dos grupos e classe predita.

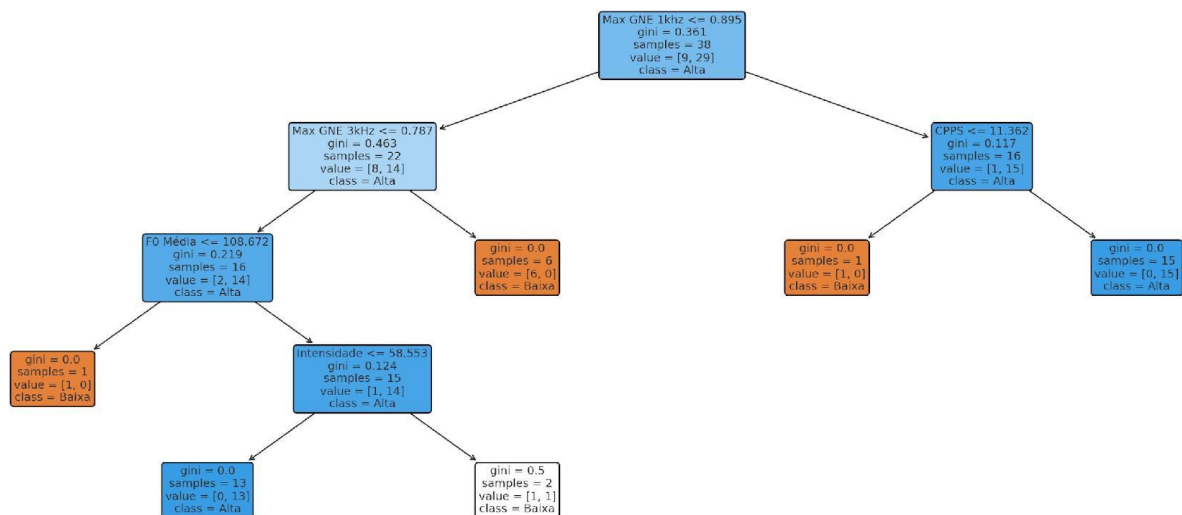
O nó raiz foi a variável Grau Geral $\leq 32,5$. Participantes com menor grau geral foram mais frequentemente classificados como alta ansiedade, enquanto valores maiores também estiveram relacionados a esse grupo. A variável Rugosidade $\leq 27,5$ ajudou a refinar a separação. Soprosidade foi utilizada em múltiplos níveis, com valores baixos dessa variável associados ao grupo de alta ansiedade. A Instabilidade $\leq 7,5$ contribuiu nos nós finais, separando indivíduos com vozes mais instáveis (baixa ansiedade) daqueles com vozes mais estáveis (alta ansiedade) (Figura 7).

O modelo 4 apresentou excelente sensibilidade, identificando corretamente todos os casos de alta ansiedade. No entanto, exibiu baixa especificidade, sugerindo

uma tendência a classificar alguns indivíduos com baixa ansiedade como pertencentes ao grupo de alta ansiedade.

A árvore de decisão do modelo 5 foi construída com profundidade máxima de três níveis, utilizando apenas variáveis acústicas da voz (Figura 9). Essa estrutura permite identificar padrões vocais que distinguem indivíduos com alta e baixa ansiedade. A árvore usa nós de decisão baseados em medidas como GNE, F0 média, intensidade e CPPS. As cores dos nós indicam a classe majoritária: azul para alta ansiedade e laranja para baixa ansiedade.

Figura 9. Modelo 5: Árvore de decisão para predição do grupo de ansiedade com variáveis referente à análise acústica da voz



Legenda: A cor azul indica predominância do grupo com alta ansiedade, enquanto a cor laranja representa baixa ansiedade. A métrica 'Gini' indica a impureza do nó (quanto menor, mais puro), 'Samples' mostra o número de observações, 'Value' exibe a distribuição das classes e 'Class' representa a classe majoritária pre

As variáveis desempenham papéis estratégicos na classificação dos grupos: $\text{Max GNE } 1\text{kHz} \leq 0,895$ estabelece a separação inicial com alto desempenho; $\text{Max GNE } 3\text{kHz} \leq 0,787$ refina ainda mais a distinção entre os grupos; $\text{F0 Média} \leq 108,67$ Hz contribui para identificar padrões de alta ansiedade; $\text{Intensidade} \leq 58,55$ dB se destaca como um critério relevante na decisão; e $\text{CPPS} \leq 11,36$ dB, associada ao ruído vocal, aparece nos ramos finais da árvore. Assim, essa estrutura indica que a combinação de medidas cepstrais, de periodicidade e de energia vocal se mostram

promissoras como um forte preditor da ansiedade em indivíduos. As variáveis no topo da árvore são as mais relevantes para a classificação.

A Tabela 7 apresenta as métricas detalhadas dos três últimos modelos, que avaliam a performance das árvores de decisão com as variáveis das dimensões vocais isoladas: autoavaliação, perceptivo-auditiva e acústica.

Tabela 7. Métricas de desempenho dos modelos das dimensões vocais separadas: autoavaliação, avaliação perceptivo-auditiva, análise acústica

Métricas de desempenho	Autoavaliação	Perceptivo-Auditiva	Acústica
Precisão BA	0,8571	1	0,9
Precisão AA	0,903	0,828	1
Sensibilidade BA	0,666	0,333	1
Sensibilidade AA	0,965	1	0,965
Especificidade BA	0,965	1	0,965517241
Especificidade AA	0,666	0,333	1
F1 BA	0,75	0,5	0,947
F1 AA	0,933	0,906	0,982
Acurácia Geral	0,894	0,842	0,973

Legenda: BA= baixa ansiedade; AA= alta ansiedade.

Os resultados revelam o que variáveis vocais, tanto subjetivas (Autoavaliação e Perceptivo-Auditiva) quanto objetivas (Acústica), têm potencial para discriminar entre grupos com baixa e alta ansiedade.

A árvore de decisão fornece uma interpretação intuitiva e visualmente acessível sobre o impacto desses parâmetros vocais no reconhecimento automático do estado emocional.

DISCUSSÃO

O estudo objetivou investigar se variáveis vocais e fisiológicas seriam capazes de prever sintomas ansiosos, além de testar o desempenho de modelos preditivos, globais e específicos, na identificação de alta ansiedade com base nesses

marcadores. Os resultados demonstraram que tanto os modelos combinados quanto os específicos apresentaram bom desempenho.

As árvores de decisão se destacam pela clareza na visualização do processo de classificação, utilizando regras simples e interpretáveis, o que facilita sua aplicação clínica e a comunicação com equipes multiprofissionais (Podgorelec et al., 2002). No entanto, apresentam tendência ao overfitting, especialmente em amostras pequenas, isto é, maior quantidade de variáveis do que de observações. Para mitigar esse risco, a profundidade da árvore foi limitada nesse estudo.

Os resultados indicam que os modelos que combinam medidas fisiológicas e vocais tiveram alto desempenho e podem discriminar entre baixa e alta ansiedade. A ansiedade pode se manifestar por diversas respostas fisiológicas, incluindo taquicardia, sudorese, aumento da frequência respiratória e do peristaltismo, além de tensão muscular excessiva, configurando reações somáticas (Figueiredo, 2000; Rosário e Soares, 2003; Rosa et al., 2012).

Visto isso, a árvore do modelo 1 teve como nó raiz a variável TE, indicando que valores mais baixos dessa medida estão associados ao grupo de alta ansiedade. Geralmente, a ansiedade está associada à diminuição da temperatura de extremidades, principalmente nos dedos. Isso se deve à vasoconstrição, que é o estreitamento dos vasos sanguíneos que ocorre durante situações estressantes. Quando uma pessoa se sente ansiosa, seu corpo reage desviando o sangue das extremidades, levando a temperaturas mais baixas da pele (Mittelman, 1943; Nogales, 2015).

As variáveis EMG da musculatura supra-hioideia em repouso e EMG supra-hioideia durante a fala se mostraram como variáveis relevantes nos nós internos, que reforça a relação entre maior ativação muscular, tanto em repouso quanto durante a fala, com a condição de ansiedade elevada. A ansiedade está associada ao aumento da tensão muscular, uma vez que ativa a resposta fisiológica de "luta ou fuga", com resultado na contração de diversos grupos musculares, o que inclui aqueles envolvidos na musculatura extrínseca da laringe, seja em repouso ou durante a produção vocal. Além disso, indivíduos com níveis elevados de ansiedade apresentam padrões alterados de ativação muscular, caracterizados por períodos mais curtos de contração e atraso no pico de ativação durante tarefas motoras, como

a mastigação (Borini et al., 2010).

O modelo demonstrou alto potencial clínico para rastreamento da ansiedade, com possibilidade de viabilizar triagens automatizadas ou em tempo real. A integração de medidas fisiológicas e vocais aumentou sua capacidade preditiva, reforçando sua aplicabilidade em saúde mental. A limitação desse modelo 1 é clínica, pois nem todos os centros clínicos de saúde mental, sobretudo em serviços públicos, têm acesso aos equipamentos necessários para mensurar medidas autonômicas como as inseridas no modelo: temperatura de extremidade, eletromiografia de superfície, FC, condutância galvânica e SO₂.

O Modelo 2 foi elaborado apenas com as medidas vocais e identificou como principais variáveis para distinguir entre baixa e alta ansiedade: Max GNE 1kHz, Max GNE 3kHz, Grau Geral da APA e *shimmer*. O modelo demonstrou boa separabilidade entre os grupos, com métricas de desempenho satisfatórias e se mostrou promissor na predição da ansiedade a partir de medidas multidimensionais da voz, com destaque para parâmetros acústicos e da APA. Os primeiros apareceram de forma mais marcada na relevância da identificação da ansiedade. Esses achados reforçam que a voz pode atuar como biomarcador digital, com potencial aplicação na avaliação em saúde mental e na implementação de ferramentas clínicas e tecnológicas.

Estudo recente desenvolveu um modelo de aprendizado de máquina que distinguiu indivíduos com alta e baixa ansiedade social com 75,6% de precisão (Alon-Ronen et al., 2022). Isso confirma que as propriedades vocais, isoladamente, podem ser suficientes para essa distinção, refletindo padrões associados à ansiedade social. A depender do modelo de aprendizado de máquina, apesar dele ter uma performance satisfatória, não se identifica quais variáveis impactam para a predição das condições de saúde, o que não auxilia clinicamente para identificar as medidas mais relevantes que podem ser utilizadas na rotina clínica.

A maior limitação do modelo 2 é que envolveu três tipos de métodos de avaliação da voz, sendo um deles a APA, que requer um juiz especialista em voz para julgar os parâmetros vocais. Esse fator pode dificultar a viabilidade de aplicação desse tipo de avaliação na rotina clínica de serviços de saúde mental. Com isso, definiu-se testar o desempenho de modelos com as dimensões isoladas para verificar a contribuição de cada uma nessa predição da ansiedade.

O Modelo 3 envolveu apenas as medidas relativas à autoavaliação a partir da ESV: seus domínios e escore total. Mostrou que a variável mais relevante para a

separação dos grupos foi o domínio ESV Emocional, seguida do escore total da ESV. Esses domínios da ESV mostraram sensibilidade na distinção entre grupos. Participantes com menor pontuação emocional tendem a ser classificados como alta ansiedade. Valores mais baixos de ESV Limitação e ESV-T também reforçaram a classificação para esse grupo. Já os escores mais altos, especialmente no ESV-T, favoreceram a predição de baixa ansiedade. A ausência de contribuição do domínio físico (ESV Fís) sugere que, nesta amostra, a percepção de sintomas vocais físicos não foi um diferencial entre os grupos.

Estudos indicam que a ansiedade pode afetar tanto a percepção quanto a experiência de sintomas vocais (Gomes et al., 2018; Özseven et al., 2018; Deary et al., 2014). Dessa forma, sugere-se que indivíduos com baixa ansiedade podem perceber e relatar melhor seus sintomas vocais, enquanto os mais ansiosos tendem a focar em outros sintomas físicos ou emocionais. A subestimação ou negação dos sintomas vocais também pode ocorrer. Além disso, a autopercepção vocal é mais desenvolvida em quem usa a voz com frequência ou depende dela profissionalmente. Vale investigar o modelo em amostra com grupo equilibrado para que possa entender melhor o papel da autoavaliação vocal nessa predição, pois é um método de avaliação de baixo custo, não invasivo e demonstrou um bom desempenho, porém com interpretação ainda obscura.

Esses achados corroboram que variáveis de autoavaliação subjetiva, ainda que analisadas isoladamente, são capazes de captar nuances emocionais e comportamentais relevantes para a predição da ansiedade. Tal evidência ressalta o valor clínico e científico da ESV como instrumento complementar de triagem em contextos voltados à saúde mental e vocal.

O Modelo 4 abrangeu os parâmetros da APA. O Grau Geral $\leq 32,5$ como nó raiz, onde valores menores e iguais estavam associados à alta ansiedade. Rugosidade $\leq 27,5$ refinou a separação, enquanto Soprosidade apareceu em vários níveis, com valores baixos associados à alta ansiedade. Nos nós finais, Instabilidade $\leq 7,5$ diferenciou vozes mais instáveis (baixa ansiedade) das mais estáveis (alta ansiedade). O modelo apresentou limitações na especificidade, mas alta sensibilidade, tornando-se útil para triagens ao identificar corretamente todos os casos reais de alta ansiedade. Isso é relevante em contextos clínicos. A avaliação perceptivo-auditiva da voz como triagem pode ser promissora, especialmente se combinada com medidas de autoavaliação ou acústicas. A maior limitação é a

necessidade de um juiz expert para a aplicação recorrente dessa avaliação e aplicação na rotina clínica

O Modelo 5, focado exclusivamente em variáveis acústicas, apresentou desempenho excelente, sendo o mais robusto entre os modelos que utilizaram apenas métodos vocais. As medidas que mais se destacaram foram: Max GNE 1 kHz $\leq 0,895$; Max GNE 3 kHz $\leq 0,787$; F0 Média $\leq 108,67$ Hz; Intensidade $\leq 58,55$ dB; e CPPS $\leq 11,36$ dB. Essas variáveis apresentaram alta acurácia, precisão e especificidade, além de sensibilidade satisfatória, demonstrando alta eficácia na identificação de participantes com diferentes níveis de ansiedade.

Estudos anteriores evidenciaram que a ansiedade diferencia medidas acústicas da voz (Özseven et al., 2018; Beck, Steer 1993; Beck et al,1988). Essa análise destaca o potencial de biomarcadores vocais acústicos como ferramenta clínica na triagem de risco para ansiedade. Medidas como GNE, F0 média e CPPS podem ser extraídas por softwares de análise vocal, representando uma via acessível e objetiva para a tomada de decisão na área da saúde mental.

Apesar dos resultados promissores, o estudo apresentou algumas limitações que devem ser consideradas. A amostra foi relativamente pequena, o que fez a árvore ser limitada a uma profundidade máxima de 4 níveis para facilitar a interpretação visual. Além disso, a disparidade entre os tamanhos dos grupos exigiu maior cautela na exploração do modelo, evidenciando a necessidade de futuros estudos com amostras mais equilibradas. O número elevado de variáveis também representa um desafio, podendo aumentar o risco de *overfitting* e reduzir a interpretabilidade dos modelos. Por fim, recomenda-se a exploração de outros algoritmos e abordagens de modelagem preditiva, de modo a comparar o desempenho e validar a estabilidade dos resultados.

Os modelos separados por dimensões dos métodos de avaliação vocal (autoavaliação, avaliação perceptivo-auditiva e análise acústica) permitiram verificar quais tipos de medida são mais informativas, sendo a autoavaliação e a acústica as mais promissoras neste estudo. Além disso, os modelos isolados e composto por menos variáveis proporcionaram a possibilidade de reduzir *overfitting*. Há vantagens expressivas quanto à questão sobre o uso exclusivo de medidas vocais como biomarcadores digitais. A voz é uma amostra não invasiva, de fácil coleta, sensível a mudanças psicofisiológicas e já está presente em interações cotidianas. Isso a

torna uma candidata promissora para triagens automatizadas, monitoramento remoto de saúde mental e intervenção precoce.

A aplicabilidade prática destes achados pode beneficiar triagens clínicas, ferramentas de monitoramento remoto de saúde mental e avanços em tecnologias de inteligência artificial na saúde. Futuros estudos podem ampliar a amostra, balancear grupos e ainda testar outros modelos computacionais para refinar o ranking das variáveis, mesmo em bases reduzidas como esta, e/ou para maior robustez analítica.

Além disso, a integração da análise vocal com modelos computacionais baseados em inteligência artificial pode aprimorar a precisão diagnóstica, reduzindo a subjetividade inerente ao processo de avaliação. Esse avanço é especialmente relevante em casos com comorbidades, nos quais o diagnóstico tende a ser mais complexo (Regier et al., 2013; Freedman et al., 2013).

CONCLUSÃO

Os modelos supervisionados de aprendizado de máquina, como o modelo de árvore de decisão, são capazes de prever a intensidade de sintomas ansiosos por meio da voz.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, A. A. F.; BEHLAU, M.; LEITE, J. R. Correlação entre ansiedade e performance comunicativa. **Revista da Sociedade Brasileira de Fonoaudiologia**, v. 16, n.4, p.384-386, 2011
- ALMEIDA, Anna Alice Figueirêdo de *et al.* Characteristics of voice and personality of patients with vocal fold immobility. **CoDAS**, v. 27, n. 2, p. 178-185, abr. 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/2317-1782/20152014144>. Acesso em: 14 abr. 2025.
- AMERICAN PSYCHIATRIC ASSOCIATION. Manual diagnóstico e estatístico de transtornos mentais: DSM-5-TR. 5.ed. rev. Porto Alegre: Artmed, 2023.
- Baxter, A. J., Scott, K. M., Vos, T., & Whiteford, H. A. (2013). Global prevalence of anxiety disorders: a systematic review and meta-regression. *Psychological medicine*, 43(5), 897–910. <https://doi.org/10.1017/S003329171200147X>
- Beck, A. T., Epstein, N., Brown, G., & Steer, R. A. (1988). An inventory for measuring clinical anxiety: psychometric properties. *Journal of consulting and clinical psychology*, 56(6), 893–897. <https://doi.org/10.1037//0022-006x.56.6.893>
- Beck, AT, e Steer, RA (1993). Manual de Inventário de Ansiedade de Beck. San Antonio, TX: The Psychological Corporation Harcourt Brace & Company.
- BEHLAU, M. **Voz– O livro do especialista**. Rio de Janeiro: Editora Revinter, vol I, 2008.
- BEHLAU, M.; PONTES, P.; MORETI, F. Higiene Vocal: cuidando da voz. 5. ed. Rio de Janeiro: Revinter, 2017.
- BERNIK, M. A. Ansiedade normal e patológica. In: **Benzodiazepínicos: quatro décadas de experiência**, São Paulo: EDUSP, 1999. p. 59-67
- Biaggio, A.M.B.; Natalício, L.; Spielberger, C.D. Desenvolvimento da forma experimental em português do inventário de ansiedade traço-estado (IDATE) de Spielberger. *Arquivos Brasileiros de Psicologia Aplicada*, v. 29, p. 31-44, 1977. (<https://periodicos.fgv.br/abpa/article/view/17827/16571>)
- BLANCHARD, D. C.; BLANCHARD, R. J. Ethoexperimental Approaches to the Biology of Emotion. *Annual Review of Psychology*, v. 39, n. 1, p. 43-68, jan. 1988. Disponível em: <https://doi.org/10.1146/annurev.ps.39.020188.000355>. Acesso em: 14 abr. 2025.

Borini, C. B., Duarte, C. L., Amorim, M. M., & Bérzin, F. (2010). *Análise da influência da ansiedade sobre o sinal eletromiográfico*. 58(2), 225–230. <http://revodontobvsalud.org/pdf/rgo/v58n2/a14v58n2.pdf>

BOTA, Patricia J. *et al.* A Review, Current Challenges, and Future Possibilities on Emotion Recognition Using Machine Learning and Physiological Signals. **IEEE Access**, v. 7, p. 140990-141020, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/access.2019.2944001>. Acesso em: 14 abr. 2025.

CRASKE, Michelle G.; STEIN, Murray B. Anxiety. **The Lancet**, v. 388, n. 10063, p. 3048-3059, dez. 2016. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(16\)30381-6](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(16)30381-6). Acesso em: 14 abr. 2025.

FIGUEIREDO, Maria Silvia Lopes. Transtornos ansiosos e transtornos depressivos: aspectos diagnósticos. **Rev. SPAGESP**, Ribeirão Preto, v. 1, n. 1, p. 89-97, 2000. Disponível em: http://pepsic.bvsalud.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1677-29702000000100013&lng=pt&nrm=iso. acessos em 14 abr. 2025

FREEDMAN, Robert *et al.* The Initial Field Trials of DSM-5: New Blooms and Old Thorns. **American Journal of Psychiatry**, v. 170, n. 1, p. 1-5, jan. 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2012.12091189>. Acesso em: 14 abr. 2025.

FULLER, Barbara F.; HORII, Yoshiyuki; CONNER, Douglas A. Validity and reliability of nonverbal voice measures as indicators of stressor-provoked anxiety. **Research in Nursing & Health**, v. 15, n. 5, p. 379-389, out. 1992. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/nur.4770150507>. Acesso em: 14 abr. 2025.

GOMES, Vanessa Evellin Fernandes Isidro *et al.* Symptoms and Vocal Risk Factors in Individuals with High and Low Anxiety. **Folia Phoniatria et Logopaedica**, v. 71, n. 1, p. 7-15, 27 nov. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1159/000494211>. Acesso em: 14 abr. 2025.

GOMES, Vanessa Evellin Fernandes Isidro *et al.* Symptoms and Vocal Risk Factors in Individuals with High and Low Anxiety. **Folia Phoniatria et Logopaedica**, v. 71, n. 1, p. 7-15, 27 nov. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1159/000494211>. Acesso em: 14 abr. 2025.

GRAEFF, Frederico G. Ansiedade, pânico e o eixo hipotálamo-pituitária-adrenal. **Revista Brasileira de Psiquiatria**, v. 29, suppl 1, p. s3—s6, maio 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/s1516-44462007000500002>. Acesso em: 14 abr. 2025.

Jung C.R. O estresse e a voz [Monografia]. Porto Alegre (Rio Grande do Sul): Centro de Especialização em Fonoaudiologia Clínica voz – CEFAC; 1999. Disponível em:

URL: <http://www.cefac.br/library/teses/02a8b8db31061d028224648f37926903>. Pdf

Kenneth D. McClatchey. **Clinical Laboratory Medicine**. Lippincott Williams & Wilkins, 2002.

LOWELL, Soren Y. The Acoustic Assessment of Voice in Continuous Speech. **Perspectives on Voice and Voice Disorders**, v. 22, n. 2, p. 57-63, jul. 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1044/vvd22.2.57>. Acesso em: 14 abr. 2025.

Lugger, M., Janoir, M. E., & Yang, B. (2009, August). Combining classifiers with diverse feature sets for robust speaker independent emotion recognition. In *2009 17th European signal processing conference* (pp. 1225-1229). IEEE.

MIRANDA, Adélia Ferraz Daher. **Ansiedade e depressão em indivíduos com disfonias funcionais e organofuncionais**. 2014. Universidade de São Paulo, [s. l.], 2014. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/25/25143/tde-14102014-095038/>. Acesso em: 14 abr. 2025.

MITTELMANN, BELA; WOLFF, HAROLD G. Emotions and Skin temperature: Observations on Patients During Psychotherapeutic (Psychoanalytic) Interviews1. **Psychosomatic Medicine**, v. 5, n. 3, p. 211, jul. 1943. Disponível em: <https://doi.org/10.1097/00006842-194307000-00002>. Acesso em: 14 abr. 2025.

Moreti, F., Zambon, F., Oliveira, G., & Behlau, M. (2014). Cross-cultural adaptation, validation, and cutoff values of the Brazilian version of the Voice Symptom Scale-VoiSS. *Journal of voice : official journal of the Voice Foundation*, 28(4), 458–468. <https://doi.org/10.1016/j.jvoice.2013.11.009>

MORETI, Felipe; ZAMBON, Fabiana; BEHLAU, Mara. Voice symptoms and vocal deviation self-assessment in different types of dysphonia. **CoDAS**, v. 26, n. 4, p. 331-333, jul. 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/2317-1782/201420130036>. Acesso em: 14 abr. 2025.

Nogralles, A. H. H. (2015). *Test Anxiety Detection by Monitoring Changes in Skin Temperature and Pulse Rate with Data Logging Capability*. 93–99. <http://sdiwc.net/digital-library/test-anxiety-detection-by-monitoring-changes-in-skin-temperature-and-pulse-rate-with-data-logging-capability.html>

ESPINOLA, CW; GOMES, JC; PEREIRA, JMS; SANTOS, WP dos. Detecção de transtorno depressivo maior usando análise acústica vocal e aprendizado de máquina — um estudo exploratório. **Research on Biomedical Engineering**, [s/], v. 37, n. 1, p. 53–64, 2021. Disponível em:

<https://link.springer.com/article/10.1007/s42600-020-00100-9>.

ÖZSEVEN, Turgut *et al.* Voice Traces of Anxiety: Acoustic Parameters Affected by Anxiety Disorder. **Archives of Acoustics**, 20 jul. 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.24425/aoa.2018.125156>. Acesso em: 14 abr. 2025.

PODGORELEC, Vili *et al.* **Journal of Medical Systems**, v. 26, n. 5, p. 445-463, 2002. Disponível em: <https://doi.org/10.1023/a:1016409317640>. Acesso em: 14 abr. 2025.

REGIER, Darrel A. *et al.* DSM-5 Field Trials in the United States and Canada, Part II: Test-Retest Reliability of Selected Categorical Diagnoses. **American Journal of Psychiatry**, v. 170, n. 1, p. 59-70, jan. 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2012.12070999>. Acesso em: 14 abr. 2025.

ROSA, M. R. D. DA . *et al.* Zumbido e ansiedade: uma revisão da literatura. *Revista CEFAC*, v. 14, n. 4, p. 742–754, jul. 2012.

ROSÁRIO, P.; SOARES, S. Ansiedade face aos testes e realização escolar no Ensino Básico Português. **Revista Galego-Portuguesa de Psicoloxia e Educación**, v. 8, n. 10, p. 870-886, 2003.

SEDAR, R. C. M.; HANAYAMA, E. M. Considerações teóricas sobre a abordagem acústica da voz infantil. *Rev. CEFAC*, São Paulo, v. 6, n. 3, p. 312-8. julho/setembro. 2004

TAHIR, Yasir *et al.* Non-verbal speech cues as objective measures for negative symptoms in patients with schizophrenia. **PLOS ONE**, v. 14, n. 4, p. e0214314, 9 abr. 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0214314>. Acesso em: 14 abr. 2025.

THOMAS, Tony; P. VIJAYARAGHAVAN, Athira; EMMANUEL, Sabu. Applications of Decision Trees. *In*: THOMAS, Tony; P. VIJAYARAGHAVAN, Athira; EMMANUEL, Sabu. **Machine Learning Approaches in Cyber Security Analytics**. Singapore: Springer Singapore, 2019. p. 157-184. ISBN 9789811517051. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-981-15-1706-8_9. Acesso em: 14 abr. 2025.

WEEKS, Justin W.; LEE, Chao-Yang; REILLY, Alison R.; HOWELL, Ashley N.; FRANCE, Christopher; KOWALSKY, Jennifer M.; BUSH, Ashley. “The Sound of Fear”: assessing vocal fundamental frequency as a physiological indicator of social anxiety disorder. **Journal Of Anxiety Disorders**, [S.L.], v. 26, n. 8, p. 811-822, dez. 2012. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.janxdis.2012.07.005>.