

Universidade de Brasília - UnB
Faculdade UnB Gama - FGA
Engenharia Eletrônica

**Desenvolvimento e Avaliação de um Sistema de
Detecção Automática de Tosse Voluntária Utilizando
Técnicas de Aprendizagem de Máquina Aplicadas a
Eletromiografia de Superfície**

Autor: Luiza Irina Lima dos Santos
Orientador: Prof. Dr. Cristiano Jacques Miosso
Coorientador: Prof. MSc. Felipe Soares Macedo

Brasília, DF
2018



Luiza Irina Lima dos Santos

**Desenvolvimento e Avaliação de um Sistema de
Detecção Automática de Tosse Voluntária Utilizando
Técnicas de Aprendizagem de Máquina Aplicadas a
Eletromiografia de Superfície**

Monografia submetida ao curso de graduação em (Engenharia Eletrônica) da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em (Engenharia Eletrônica).

Universidade de Brasília - UnB

Faculdade UnB Gama - FGA

Orientador: Prof. Dr. Cristiano Jacques Miosso

Coorientador: Prof. MSc. Felipe Soares Macedo

Brasília, DF

2018

Luiza Irina Lima dos Santos

Desenvolvimento e Avaliação de um Sistema de Detecção Automática de Tosse Voluntária Utilizando Técnicas de Aprendizagem de Máquina Aplicadas a Eletromiografia de Superfície/ Luiza Irina Lima dos Santos. – Brasília, DF, 2018-

73 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Cristiano Jacques Miosso

Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade de Brasília - UnB
Faculdade UnB Gama - FGA , 2018.

1. EMG de superfície. 2. SVM. I. Prof. Dr. Cristiano Jacques Miosso. II. Universidade de Brasília. III. Faculdade UnB Gama. IV. Desenvolvimento e Avaliação de um Sistema de Detecção Automática de Tosse Voluntária Utilizando Técnicas de Aprendizagem de Máquina Aplicadas a Eletromiografia de Superfície

CDU 02:141:005.6

Luiza Irina Lima dos Santos

Desenvolvimento e Avaliação de um Sistema de Detecção Automática de Tosse Voluntária Utilizando Técnicas de Aprendizagem de Máquina Aplicadas a Eletromiografia de Superfície

Monografia submetida ao curso de graduação em (Engenharia Eletrônica) da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em (Engenharia Eletrônica).

Trabalho aprovado. Brasília, DF, 13 de dezembro de 2018:

Prof. Dr. Cristiano Jacques Miosso
Orientador

Prof. MSc. Felipe Soares Macedo
Coorientador

Prof. Dr. Adson Ferreira da Rocha
Examinador

**Profa. Dra. Suélia de Siqueira
Rodrigues Fleury Rosa**
Examinadora

Brasília, DF
2018

Agradecimentos

Agradeço a Deus por ter me permitido passar pelo processo de aprendizado. Agradeço aos professores orientadores deste trabalho, pois além de ensinarem o conteúdo necessário para o desenvolvimento do mesmo, me apoiaram e acreditaram em mim. Agradeço aos familiares e amigos pelo apoio e carinho.

Luiza Irina Lima dos Santos.

Resumo

O estudo de sinais de eletromiografia (EMG) possui aplicações em áreas diversificadas da ciência, é de grande importância no desenvolvimento de técnicas fisioterapêuticas de reabilitação, sendo ele incluso nos estudos de análise de tosse. Os sinais de eletromiografia proporcionam a visualização do funcionamento do sistema neuromuscular, que abrange muitas funções do organismo humano, e por isso possuem grande potencial para pesquisa. Uma dentre as possibilidades de exploração dos sinais de eletromiografia é a reabilitação de indivíduos com lesão medular, pois estes possuem alteração em muitas funções do organismo além da motora, sendo alterado também, por exemplo, o mecanismo da respiração. O EMG aplicado ao estudo da respiração e higiene brônquica possibilita melhor percepção dos métodos de tosse assistida, nessa situação o EMG também pode ser usado com o objetivo de tornar a tosse assistida automática pela sincronia entre os sinais de músculos expiratórios e um sistema de estimulação elétrica dos músculos abdominais. Para obter a devida sincronia é necessário identificar a intenção ou o início de tosse pela análise da eletromiografia. Para tal, o trabalho apresenta a sugestão de detecção do início de tosse por algoritmos de aprendizagem de máquina, que permitem muitas opções de métodos de classificação. Inicialmente definiu-se o uso da máquina de vetor de suporte (SVM) para a classificação binária da presença de tosse em dados previamente adquiridos. Os sinais EMG estudados são resultantes de um ensaio realizado em cinco participantes com diferentes alturas e complexidade de lesões medulares, sem restrições pulmonares e respiratórias, em que as tosses foram induzidas conscientemente. O trabalho contribui na investigação dos melhores parâmetros e métodos de classificação para a identificação da tosse voluntária e também de pré tosse, entendida como evento anterior à tosse, uma vez que a área de aprendizado de máquina fornece ferramentas robustas, com muitos graus de liberdade para um desempenho suficiente para a aplicação almejada. Os resultados dos experimentos de classificação nos sinais de EMG trabalhados demonstram grande variação no desempenho de identificação de tosse e de pré tosse de acordo com a posição dos eletrodos e também de acordo com cada participante de pesquisa, uma vez que as lesões medulares de cada um são diferentes e por isso se manifestam em cada indivíduo de maneira particular. Contudo, para cada participante foram obtidas combinações de experimentação que puderam identificar trechos de EMG de tosse e de pré tosse dos demais sinais de EMG, sendo os menores valores de sensibilidade obtidos para classificação de tosse e de pré tosse 92,45% e 88,69%, respectivamente, referentes aos sinais de EMG do mesmo participante. Dentre as cinco pessoas que colaboraram com as aquisições de sinais apenas o participante A2 teve resultados inferiores a 96% nas métricas de sensibilidade e especificidade, fazendo sugestão de estudos mais aprofundados a respeito do tipo de lesão e a tosse nos sinais de EMG e também de técnicas de aprendizado de máquina mais robustas para o caso.

Palavras-chaves: Tosse Voluntária. Sinais Biopotenciais. Lesão medular. Classificação Binária. Engenharia Biomédica.

Abstract

The study of electromyography signals (EMG) has applications in diverse areas of science, is of great importance in the development of rehabilitation physiotherapeutic techniques, being included in studies of cough analysis. Electromyography signals provide visualization of the functioning of the neuromuscular system, which encompasses many functions of the human organism, and therefore has great potential for research. One of the possibilities for the exploration of electromyography signals is the rehabilitation of individuals with spinal cord injury, since these have alterations in many functions of the organism besides the motor, and the breathing mechanism has also been altered. The EMG applied to the study of bronchial respiration and hygiene allows a better perception of the methods of assisted cough, in this situation the EMG can also be used with the purpose of making automatic assisted cough through the synchrony between expiratory muscle signals and an electrical stimulation system of the abdominal muscles. In order to obtain the correct synchrony it is necessary to identify the intention or the beginning of cough by the analysis of the electromyography. For this, the work presents the suggestion of detection of the onset of cough by machine learning algorithms, which allow many options of classification methods. We initially defined the use of the support vector machine (SVM) for binary classification of the presence of cough in previously acquired data. The EMG signs studied are the result of a trial performed in five participants with different heights and complexity of spinal cord injuries, without respiratory and pulmonary restrictions, in which the coughs were consciously induced. The work contributes to the investigation of the best parameters and classification methods for the identification of voluntary cough and also of pre cough, understood as a pre-cough event, since the machine learning area provides robust tools with many degrees of freedom to performance for the intended application. The results of the classification experiments on the worked EMG signals show a great variation in the performance of cough identification and pre cough according to the position of the electrodes and also according to each research participant, since the spinal lesions of each are different and therefore manifest in each individual in a particular way. However, for each participant, experimental combinations were obtained that could identify cough and pre-cough EMG tracings of the other EMG signals, with the lowest sensitivity values obtained for cough and pre-cough classification 92.45% and 88, 69%, respectively, regarding the EMG signals of the same participant. Among the five people who collaborated with the acquisition of signs, only the A2 participant had results below 96% in sensitivity and specificity metrics, suggesting more in-depth studies on the type of lesion and cough on the EMG signs and also on more robust machine learning techniques for the case.

Key-words: Voluntary Cough. Biopotential Signs. Spinal Cord Injury. Binary Classifi-

cation. Biomedical engineering.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Representação de uma unidade motora, com o neurônio motor e o respectivo conjunto de fibras associado a ele.	23
Figura 2 – Fluxo mais usual de classificação, com extração fixa de características (adaptado de 1).	24
Figura 3 – Fluxo de um processamento multicamadas para uma aplicação multi-tarefas com aprendizado de representação (adaptado de 2).	24
Figura 4 – Conceito de uma SVM em um caso linear e perfeitamente separável (retirado de [3]).	27
Figura 5 – Tabela de possibilidades, mais conhecida como matriz de confusão (adaptado de 4).	28
Figura 6 – Exemplo de uma curva ROC, com a área sobre o gráfico em destaque.	29
Figura 7 – Músculos de onde os sinais de EMG foram extraídos. Imagem de domínio público adaptada.	31
Figura 8 – Tosses consecutivas no sinal de EMG no primeiro canal.	32
Figura 9 – Rotulagem para classificação de tosse do EMG do A2 feita com os canais 1 e 3 no domínio do tempo.	33
Figura 10 – Demonstração do formato de uma janela Hamming	34
Figura 11 – Modelo de matriz característica extraída do sinal	35
Figura 12 – Valores RMS do sinal janelado com janela de 500ms com os respectivos rótulos para as classificações de tosse e de pré tosse.	35
Figura 13 – EMG do C3 no domínio do tempo.	37
Figura 14 – Análise em frequência do sinal de EMG da A1 diferenciando tosses e não tosses a cada canal.	38
Figura 15 – Detalhes do sinal de EMG do C3 filtrado em bandas e janelado em uma série de tosses.	39
Figura 16 – Descrição das variações de configuração para cada iteração do experimento	40
Figura 17 – Descrição de passos para a classificação	41
Figura 18 – Descrição das dos parâmetros que podem ser alterados na segunda etapa.	41
Figura 19 – Exemplo de ponto na curva ROC para uma classificação perfeita.	42
Figura 20 – Resultado das classificações de tosse e não tosse feitas com 500ms e 7 bandas no experimento 1.	45
Figura 21 – Resultado das classificações de tosse e não tosse feitas com 300ms e 7 bandas no experimento 2.	46
Figura 22 – Resultado das classificações de tosse e não tosse feitas com 300ms e 5 bandas no experimento 3.	47

Figura 23 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Amanda.	49
Figura 24 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Amanda.	50
Figura 25 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Assis.	51
Figura 26 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Assis.	52
Figura 27 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Chico.	53
Figura 28 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Chico.	53
Figura 29 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Idalmo.	54
Figura 30 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Idalmo.	55
Figura 31 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Yugo.	56
Figura 32 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Yugo.	57

Sumário

1	INTRODUÇÃO	13
	Introdução	13
1.1	Contextualização	13
1.2	Definição do problema e proposta de pesquisa	14
1.3	Objetivo	20
1.4	Justificativa	21
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E ESTADO DA ARTE	22
2.1	O sinal de EMG e a tosse assistida de FES	22
2.2	Algoritmos de aprendizagem de máquina	23
2.3	Métodos de validação	25
2.4	Máquinas de Vetores de Suporte	26
2.5	Métricas de desempenho	28
3	METODOLOGIA	31
3.1	Sinais de EMG Trabalhados	31
3.1.1	Preparação dos sinais	31
3.1.2	Extração de características	35
3.2	Método de Experimentação	39
3.3	Metodologia de Análise	42
4	RESULTADOS	44
4.1	Classificação da Tosse	44
4.1.1	1º Experimento - 500ms/7 bandas	44
4.1.2	2º Experimento - 300ms/7 bandas	44
4.1.3	3º Experimento - 300ms/5 bandas	44
4.2	Classificação da Pré Tosse	48
4.2.1	Pré Tosse no Sinal de EMG do Assis	48
4.2.2	Pré Tosse no Sinal de EMG do Chico	48
4.2.3	Pré Tosse no Sinal de EMG do Idalmo	49
4.2.4	Pré Tosse no Sinal de EMG do Yugo	50
5	CONCLUSÃO	58
	REFERÊNCIAS	59

	ANEXOS	61
	ANEXO A – TABELAS DE RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO DE TOSSE	62
	ANEXO B – TABELAS DE RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO DE PRÉ TOSSE	70
B.1	Pré Tosse no Sinal de EMG do Yugo	70

1 Introdução

O presente trabalho de conclusão de curso apresenta a proposta de uma investigação usando algoritmos classificadores SVM para intenção de tosse em sinais de eletromiografia superficial, adquiridos de voluntários com lesão medular. Este capítulo discorre sobre os sinais de eletromiografia e como estes estão ligados ao auxílio da higiene brônquica em pacientes com lesão medular.

1.1 Contextualização

O sinal de eletromiografia (EMG) foi inicialmente estudado no início do século XX, quando os outros sinais biopotenciais também começaram a ser investigados (5). O EMG é sinal proveniente das diferenças de potenciais elétricos causadas pelos potenciais de ação de um conjunto de fibras durante a contração das mesmas, sendo esse conjunto parte de uma unidade motora. O sinal de eletromiografia tem muitas possibilidades de aplicação em trabalhos de pesquisa, justamente porque o sistema neuromuscular está envolvido com muitas funcionalidades do corpo humano.

As fibras musculares são divididas em três tipos: as lisas, que são controladas pelo Sistema Nervoso Autônomo (SNA); as cardíacas, que também são de movimento involuntário; e as estriadas, que são as fibras controladas de modo intencional pelo sistema nervoso central (SNV). Devido aos diferentes grupos de músculos, o EMG pode ser estudado para interpretar tanto doenças miopáticas, problemas de ergonomia, etapas da digestão, quanto para estudar os esforços envolvidos em uma performance de dança e efeitos do estresse.

Devido à extensão dos músculos esqueléticos estriados pelo corpo humano, o sinal proveniente desses músculos é o mais investigado (5). A atividade muscular dos membros do corpo é explorada, por exemplo, para a ativação dos movimentos de próteses de modo cada vez mais similar aos movimentos naturais. Esse tipo de trabalho se enquadra em uma área chamada biomimética, que usa a complexidade dos seres encontrados na natureza como inspiração para muitas invenções (6). Outra área em que os sinais de eletromiografia são empregados é no desenvolvimento de técnicas para reabilitação de pacientes com lesão muscular, tanto para avaliar o comprometimento das funções musculares, quanto para perceber a evolução clínica devido a aplicação dos procedimentos fisioterapêuticos.

A tosse assistida com estimulação elétrica, por exemplo, consiste em ativar a contração dos músculos abdominais que participam do processo natural de inspiração e expiração para a efetuação de uma tosse eficaz. Essa técnica promove melhora, tanto na

limpeza do sistema respiratório, quanto nas variáveis pulmonares após o uso prolongado da eletroestimulação (7). Spivak(8) sugeriu que sinais de EMG fossem monitorados durante a expiração para a resolver o problema de sincronia existente nesse método de assistência à tosse, sendo esse um exemplo do estudo dos sinais de EMG empregado na busca por maior autonomia de indivíduos com tetraplegia.

Como mostrado por Ihashi T. Nagase(9) em 2015, a sincronia entre os sinais de eletromiografia dos músculos envolvidos na respiração e a eletroestimulação é possível, porém ainda não é comprovado que o desempenho dessa técnica seja melhor que os meios clínicos tradicionais de assistência à tosse. Nesse sentido há espaço para novas contribuições com trabalhos envolvendo EMG sincronizado com eletroestimulação. No contexto da evolução de análise de dados da área da saúde, é importante destacar o uso de técnicas de aprendizado de máquina. O aprendizado de máquina tem se popularizado, bem como outras técnicas de tratamento de dados, devido ao fenômeno dos grandes *datasets* de hoje. As ferramentas de análise de dados e algoritmos de aprendizagem aplicadas à saúde podem auxiliar no diagnósticos de doenças, ou do indícios delas, melhorando a relação entre médico e paciente e tornando os diagnósticos médicos mais baratos (10).

1.2 Definição do problema e proposta de pesquisa

Faz parte da melhora na qualidade de vida das pessoas com deficiência física a maior autonomia em executar atividades cotidianas. E para isso têm sido desenvolvidos e aperfeiçoados sistemas inteligentes, tais como as próteses ativas, carros e cadeiras de rodas adaptadas a cada tipo de necessidade, bem como novas técnicas de fisioterapia. No caso de indivíduos com lesão medular ‘severa’, um dos problemas que atinge a saúde dos mesmos é o comprometimento da função muscular expiratória, que causa uma ineficiência na expectoração de secreções pulmonares.

Em decorrência disso, existem técnicas fisioterapêuticas para auxiliar pacientes tetraplégicos na limpeza dos pulmões. Uma das técnicas, que vem sendo estudada e aperfeiçoada, envolve a estimulação elétrica funcional (FES) dos músculos abdominais, para simular as ativações musculares que ocorrem na expiração durante uma tosse. Todavia, o emprego dessa técnica depende do auxílio de um profissional especializado além de possuir assincronismo entre a ativação da estimulação elétrica e o pico de fluxo expiratório. Uma das maneiras de contornar esse problema foi apresentada por Spivak(8) 2007 que sugere a ativação da FES por meio do EMG de músculos que participam da respiração.

Fundamentando-se também no conhecimento aprofundado sobre os temas de sinais de biopotenciais e aprendizado de máquina dos orientadores da pesquisa, Doutor Cristiano Miosso e Doutor Adson Rocha, os experimentos realizados fazem parte de um conjunto de pesquisas sobre processamento de sinais biológicos realizadas na Universidade de Brasília.

Um desses trabalhos de pesquisa é o do Mestre Felipe Macedo sobre assistência à tosse em pacientes com lesão medular, usando a FES e o EMG. Em decorrência dos questionamentos levantados por esse (??), o presente trabalho visa agregar resultados experimentais para análises fisioterapêuticas posteriores. As páginas seguintes apresentam o registro de sua pesquisa e a aprovação das aquisições realizadas nos participantes voluntários.

PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: MAPEAMENTO DO SINAL ELETROMIOGRÁFICO DE SUPERFÍCIE DO MÚSCULO PEITORAL MAIOR DURANTE A TOSSE EM INDIVÍDUOS HÍGIDOS E COM LESÃO MEDULAR ESPINHAL

Pesquisador: Felipe Soares Macedo

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 54825816.7.0000.5558

Instituição Proponente: Faculdade de Medicina da Universidade de Brasília - UNB

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 1.635.967

Apresentação do Projeto:

O presente trabalho se propõe a identificar sinais eletromiográficos de superfície (EMG-S) por meio do mapeamento dos músculos peitoral durante a tosse voluntária de indivíduos hígidos e com lesão medular espinhal. Será realizado um estudo experimental não randomizando com aproximadamente 10 indivíduos com diagnóstico de lesão medular cervical entre o nível de C8 ao T12, que estejam estáveis clinicamente, sem déficit cognitivo doenças pulmonares e infecciosas. O protocolo de pesquisa consiste na realização das seguintes etapas: anamnese, avaliação da função pulmonar e mapeamento eletromiográfico do músculo peitoral maior. Os dados pertinentes a anamnese e o exame físico serão coletados em um formulário estruturado. A função pulmonar será avaliada por espirometria, pressões respiratórias estáticas máximas, pressão inspiratória nasal e pico de fluxo da tosse. O sinal de EMG-S será adquirido por eletrodos matriz de prata clorada (Ag/ AgCl) acoplado a um eletromiógrafo.

Os pesquisadores apresentam os seguintes critérios de inclusão e exclusão:

Critério de Inclusão:

Grupo de lesão medular (LM): participantes acometidos por lesão medular traumática com nível motor de lesão entre de C8 e T11 e estáveis clinicamente. Grupo controle (GC): participantes hígidos, sem história de doença crônica e/ou em atividade. Participantes que concordarem

Endereço: Universidade de Brasília, Campus Universitário Darcy Ribeiro - Faculdade de Medicina

Bairro: Asa Norte

CEP: 70.910-900

UF: DF

Município: BRASÍLIA

Telefone: (61)3107-1918

E-mail: fmd@unb.br

Continuação do Parecer: 1.635.967

formalmente entrar na pesquisa após esclarecimentos sobre natureza, objetivo da pesquisa e procedimentos do projeto, serão convidados a assinar o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)

Critério de Exclusão:

Serão excluídos do estudo participantes com história prévia de doenças neurológicas (tais como esclerose lateral amiotrófica, esclerose múltipla, traumatismo crânio-encefálico e acidente vascular encefálico, entre outras), alteração cognitiva, pneumopatia em atividade, dependentes de assistência ventilatória mecânica e processo infeccioso com alteração clínica e/ou laboratorial. Também não farão parte da amostra, participantes que se neguem assinar o TCLE, ou que discordem de algum procedimento antes, durante ou após coleta de dados da pesquisa.

Objetivo da Pesquisa:

Objetivo Primário

Realizar o mapeamento eletromiográfico de superfície do músculo peitoral maior em indivíduos com lesão medular cervical abaixo do C8, durante a tosse voluntária e comparar com indivíduos controle.

Objetivos Secundários

Estudar por meio da eletromiografia de superfície o mecanismo muscular de tosse (intenção de tosse) voluntária em indivíduos com lesão medular cervical e comparar com indivíduos controle; Avaliar o potencial de ação muscular nas três porções (clavicular, esternal e abdominal) do músculo peitoral maior no grupo de indivíduos com lesão medular e no controle; Avaliar e descrever a função pulmonar simultaneamente aos sinais eletromiográficos de superfície nos grupos de indivíduos com lesão medular e no controle

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Riscos

Os riscos durante a realização dos testes de função pulmonar parecem ser baixos e pouco relatados na literatura especializada.

Benefícios

A partir do mapeamento dos músculos peitoral maior, hipoteticamente, será possível conhecer os sinais eletromiográficos do referido músculo durante a tosse voluntária. Por meio dessa mesma ferramenta de avaliação, será possível diagnosticar a intenção de tosse de sujeitos que não apresentam contração muscular funcional, como é o caso de indivíduos com lesão medular cervical. O estudo permitirá, também, o estabelecimento de parâmetros de estudo da tosse voluntária em indivíduos com lesão medular cervical, utilizando eletromiografia de superfície.

Endereço: Universidade de Brasília, Campus Universitário Darcy Ribeiro - Faculdade de Medicina

Bairro: Asa Norte

CEP: 70.910-900

UF: DF

Município: BRASÍLIA

Telefone: (61)3107-1918

E-mail: fmd@unb.br

Continuação do Parecer: 1.635.967

Além disso, espera-se que os resultados permitam o desenvolvimento de um sistema completo de sincronia para assistência à tosse.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

A pesquisa em tela demonstra fundamentação teórica, clareza na apresentação do problema e dos objetivos. Ressalta-se que a pesquisa conta com a infraestrutura física e pessoal apropriada, bem como aporte financeiro para o custeio de materiais (escritório, coletas e laboratórios), alimentação, transporte e pagamentos de serviços (pessoa física e jurídica).

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Todos os documentos necessários para apresentação de projetos de pesquisa foram inseridos na plataforma de maneira adequada e assinados por todos os responsáveis.

Quanto ao termo de consentimento livre e esclarecido, observou-se que os pesquisadores reformularam todo o documento, atendendo, desta maneira, às recomendações solicitadas.

Recomendações:

Sem recomendações.

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

Diante do exposto, recomendo a aprovação da pesquisa.

Considerações Finais a critério do CEP:

Projeto apreciado na Reunião Extraordinária do CEP-FM-UnB. Após apresentação do parecer do Relator, aberta a discussão para os membros do Colegiado. O projeto foi Aprovado por unanimidade.

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_PROJETO_557511.pdf	02/06/2016 19:32:13		Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TCLE_alterado.pdf	02/06/2016 19:30:40	Felipe Soares Macedo	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	Projeto_detalhado_CEP_alterado.pdf	02/06/2016 19:30:24	Felipe Soares Macedo	Aceito
Folha de Rosto	Folha_de_Rosto.pdf	28/03/2016	Felipe Soares	Aceito

Endereço: Universidade de Brasília, Campus Universitário Darcy Ribeiro - Faculdade de Medicina

Bairro: Asa Norte

CEP: 70.910-900

UF: DF

Município: BRASÍLIA

Telefone: (61)3107-1918

E-mail: fmd@unb.br

FACULDADE DE MEDICINA DA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA -
UNB



Continuação do Parecer: 1.635.967

Folha de Rosto	Folha_de_Rosto.pdf	15:52:44	Macedo	Aceito
Outros	Curriculo_Lattes_Sergio_Ricardo_Menezes_Mateus.pdf	23/03/2016 12:12:38	Felipe Soares Macedo	Aceito
Outros	Curriculo_Lattes_Cristiano_Jacques.pdf	23/03/2016 12:10:59	Felipe Soares Macedo	Aceito
Outros	Curriculo_Lattes_Adson_Rocha.pdf	23/03/2016 12:07:56	Felipe Soares Macedo	Aceito
Outros	Curriculo_Lattes_Felipe_Macedo.pdf	23/03/2016 12:05:15	Felipe Soares Macedo	Aceito
Outros	Anuencia_Coorientador.pdf	23/03/2016 12:01:38	Felipe Soares Macedo	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	Anuencia_MEB.pdf	23/03/2016 12:00:56	Felipe Soares Macedo	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	Anuencia_Lab_FGA.pdf	23/03/2016 12:00:41	Felipe Soares Macedo	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	Anuencia_Lab_FCE.pdf	23/03/2016 12:00:29	Felipe Soares Macedo	Aceito
Outros	Carta_de_Anuencia_Orientador.pdf	23/03/2016 10:13:48	Felipe Soares Macedo	Aceito
Orçamento	Orcamento.pdf	23/03/2016 10:10:07	Felipe Soares Macedo	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

BRASILIA, 13 de Julho de 2016

Assinado por:
Florêncio Figueiredo Cavalcanti Neto
(Coordenador)

Endereço: Universidade de Brasília, Campus Universitário Darcy Ribeiro - Faculdade de Medicina

Bairro: Asa Norte

CEP: 70.910-900

UF: DF

Município: BRASÍLIA

Telefone: (61)3107-1918

E-mail: fmd@unb.br

Em consonância com os trabalhos dos pesquisadores que direcionaram a problemática do presente trabalho, a proposta consiste em um estudo dos sinais de EMG, adquiridos anteriormente nas pesquisas já mencionadas, por meio de algoritmos de classificação visando diferenciar o EMG onde existe tosse e o EMG onde existe um evento anterior à tosse, chamado de pré tosse, dos demais sinais de EMG onde não se encontram esses eventos em questão. O estudo pode ser aproveitado posteriormente para a ativação de um sistema de eletroestimulação, automatizando, assim, o processo de tosse assistida. Para a identificação do início do mecanismo de tosse serão usados estimadores comuns para análise do sinal de eletromiografia, e a partir deles serão retiradas as informações a serem consideradas pelos algoritmos de classificação.

Para familiarização com o problema o trabalho inicialmente propõe classificar os sinais de EMG como: sinal com tosse e sinal sem tosse. A partir desses testes preliminares, será possível perceber os parâmetros do próprio sinal que possuem mais informações sobre esse problema. Com os experimentos iniciais, também será possível observar os ajustes necessários no método de classificação, para obtenção de um desempenho de classificação com alta confiabilidade na detecção da tosse, que quer dizer valores acima de 95 % de sensibilidade e de especificidade. Depois, serão investigados os momentos anteriores às ocorrências de tosse para produzir um alerta de intenção, ou início de tosse, com o objetivo de tornar síncrono o processo de ativação da FES dos músculos abdominais.

1.3 Objetivo

O objetivo geral do trabalho é obter uma classificação de alta confiabilidade, com as métricas de sensibilidade e especificidade acima de 95 %, para a identificação do começo de uma tosse a partir de um sinal de EMG. A partir disso, são definidos os seguintes objetivos específicos do trabalho:

- Desenvolver algoritmos de classificação supervisionada para identificação de tosse no sinal;
- Analisar os sinais de eletromiografia de tosse para a escolha de características pertinentes a serem extraídas;
- Classificar exemplos de tosse e pré tosse dentre não tosse e não pré tosse, com aprendizagem supervisionada;
- Analisar as diferentes combinações entre os canais utilizados na aquisição para identificação dos EMG's de tosse;
- Validar o comportamento das SVM's adquiridas para determinar a confiabilidade da detecção, por sinal de EMG, da intenção de tosse.

1.4 Justificativa

Para a implementação de sistema automático de estimulação elétrica aplicado na assistência à tosse com ativação por EMG é preciso estudar como o sinal se comporta durante uma tosse e identificar os parâmetros relevantes do sinal para a aplicação. Investigando os sinais de EMG em realizações de tosses induzidas com os classificadores SVM, é possível verificar se identificação do início da tosse é confiável o suficiente para a ativação de um processo de eletroestimulação aplicada à tosse.

Como os métodos de reconhecimento de padrões possuem muitos graus de liberdade, o estudo também possibilita ajustes nos parâmetros de classificação para o referido problema, podendo colaborar com estudos futuros sobre a implementação de uma tosse assistida por FES sincronizada com EMG.

2 Fundamentação Teórica e Estado da Arte

2.1 O sinal de EMG e a tosse assistida de FES

O sinal de eletromiografia é o sinal bioelétrico proveniente da atividade do sistema neuromuscular, que se trata da interação entre o conjunto de músculos e o sistema nervoso (11). O estudo da comunicação entre esses dois sistemas, é relevante devido à complexidade dos movimentos do corpo humano, que possuem grande controle de precisão, força e expressão de sentimentos. Como a atividade muscular está envolvida em várias funções do organismo, com exemplo da locomoção, alimentação e expressões faciais, os sinais de eletromiografia são usados em trabalhos com variadas aplicações.

Clinicamente, o EMG é utilizado, para realização de diagnósticos e acompanhamento de doenças relacionadas aos músculos e nervos ligados a eles, como também nas investigações sobre lesões musculares. Por outro lado o EMG é usado no desenvolvimento de tecnologia voltada à robótica, como nas próteses ativas de membros e no biomimetismo. Existe a extração de sinais de EMG de forma invasiva, onde os eletrodos são inseridos nos músculos, e a não-invasiva, conhecida como EMG de superfície, em que os eletrodos são colocados na pele do indivíduo para captura dos sinais elétricos provenientes dos músculos (5). O estudo do EMG de superfície é mais popularizado, por isso o termo EMG é comumente empregado se referindo ao modo de aquisição não invasivo (11).

Sobre a formação do sinal de EMG, é importante entender que a comunicação entre o sistema nervoso e o conjunto de fibras se organiza em unidades motoras. As unidades motoras são constituídas por um neurônio motor, que tem a função de liberar o estímulo de controle do conjunto de fibras associado a ele (11). O corpo celular de um neurônio motor pode estar localizado tanto no sistema nervoso autônomo como no central, e as terminações do axônio se estendem pela medula espinhal para entrar em contato com as células de outros sistema, podendo ser musculares os endócrinas. No caso das células musculares, essa região de conexão é chamada junção neuromuscular (5).

O conjunto de fibras da unidade motora recebe potenciais de ação para efetuar as contrações, e são conhecidos como MUAP do termo em inglês *motor unit action potential*. A frequência com que essas MUAPs são recebidas determina a força da contração, sendo esse processo realizado pelas células musculares, uma transformação da energia química para energia mecânica (5). Além disso, as referidas MUAP geram um diferencial de potencial elétrico ao longo na unidade motora que pode ser medido na superfície da pele, este é o sinal de eletromiografia. A Figura 1 mostra como está organizada uma unidade motora.

O sinal de EMG possui características estudadas no domínio do tempo, para ob-

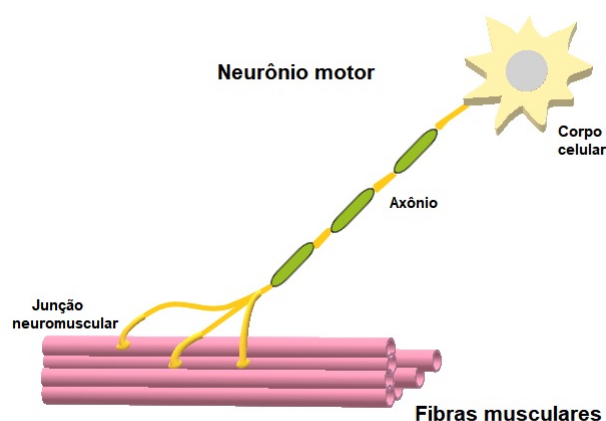


Figura 1 – Representação de uma unidade motora, com o neurônio motor e o respectivo conjunto de fibras associado a ele.

servação dos eventos e atividades, no domínio da frequência, uma vez que a frequência da ativação das fibras está associada à força muscular, e no domínio espacial, por causa da extensão do conjunto de fibras que compõem a mesma unidade motora (5). Dependendo da complexidade do que se quer analisar por meio do sinal de EMG as informações do mesmo devem ser evidenciadas dentre esses domínios, podendo escolher dentre variações nas posições de eletrodos e métricas de tempo e frequência, como o valor eficaz e o valor retificado médio, bem como as frequências média, mediana e modal.

2.2 Algoritmos de aprendizagem de máquina

Os algoritmos de aprendizagem de máquina podem ser separados tradicionalmente em aprendizado supervisionado e não supervisionado. A principal diferença entre os dois está que no primeiro há conhecimento prévio dos rótulos de agrupamento associados aos dados de exemplos, guiando, dessa maneira, o algoritmo na realização das rotulações. O segundo tipo de aprendizagem busca uma distribuição ou organização inerente aos dados de entrada, ou seja, não utiliza de conhecimento prévio dos rótulos, (3).

Dentro do aprendizado não supervisionado, existe duas abordagens de maneira geral, o clustering, que busca agrupar os dados por meio da similaridade entre eles, e a redução de dimensionalidade, que realiza uma associação dos dados. Quanto ao aprendizado supervisionado, as subdivisões são: a regressão, quando os rótulos em questão forem numéricos, e a classificação, quando os rótulos forem por categoria (3, 12). A classificação ainda pode ser binária, diferenciando os dados em duas classe, ou multiclass.

A Figura 2, apresenta o processo geral do treinamento supervisionado, com dois blocos de tratamento de dados, a extração de características e o treinamento que gera o classificador. O quesito extração de características é determinante para o sucesso na aplicação, principalmente nos casos de alta complexidade. Essa etapa consiste na representação

do sinal em um vetor de indicadores numéricos, estes são responsáveis por esconder ou evidenciar fatores que demonstram explicações para a variação dos dados (2).

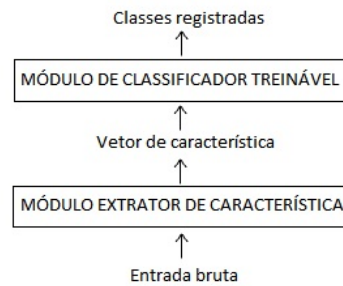


Figura 2 – Fluxo mais usual de classificação, com extração fixa de características (adaptado de 1).

Nessa abordagem, há uma grande dependência dos conhecimentos prévios sobre os fatores que realmente são relevantes para aplicação. Isso dificulta a aplicabilidade do aprendizado de máquina pela dependência de rotulação dos dados de maneira especializada e muitas vezes individual, o que torna inviável em aplicações com o volume de dados muito extenso (2).

Nesse cenário, a aprendizagem não supervisionada tem ganhado muito destaque entre os profissionais de pesquisa, pois com o avanço tecnológico o volume de dados gerado nos últimos anos é da ordem de quintilhões de bytes, nomeados como exabytes, e são conhecidos como big data (13). O processamento desse tipo de dados se desenvolveu tanto que ganhou um ramo específico dentro da área de aprendizado de máquina: a aprendizagem profunda. Ela também é conhecida por aprendizagem de representação, pois consiste em um processamento multicamada de aprendizado não supervisionado, onde cada nível entrega os dados já em uma representação mais abstrata do que recebeu e assim transfere o aprendizado sobre a tarefa em questão (2). A Figura 3 apresenta um exemplo em que as características detectadas pela camada intermediária, indicadas pelas bolinhas, são transferidas para as camadas superiores.

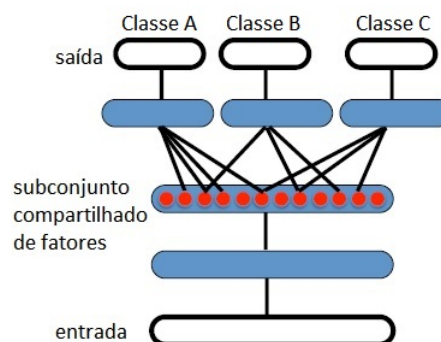


Figura 3 – Fluxo de um processamento multicamadas para uma aplicação multitarefas com aprendizado de representação (adaptado de 2).

Há também os métodos de aprendizagem que mesclam o aprendizado supervisionado e o não supervisionado, buscando agregar o melhor de cada abordagem podendo se adaptar a cada aplicação. No aprendizado semi-supervisionado uma parte dos dados de treinamento são rotuladas e outra não (12), e como o processo de rotulagem de dados, dependendo do contexto inserido, requerer trabalho especializado, essa técnica pode tanto baratear o custo do projeto de aplicação, quanto acelerar a obtenção de resultados do mesmo.

Também existe o aprendizado de reforço, onde o algoritmo recebe um retorno de incentivo ao fazer as escolhas corretas, sendo então direcionado no processo de maneira indireta (14). É possível também usar uma combinação dos métodos de treinamento, usando aprendizagem profunda para detectar as características que melhor descrevem as variações dos dados e então colocá-las como entrada de um algoritmo padrão de predição supervisionado (2). E dentre muitas outras ferramentas desenvolvidas em torno do aprendizado de máquina, cada uma delas buscando a melhor maneira de tratar os problemas específicos de suas aplicações.

2.3 Métodos de validação

Diante das variadas formas de implementar sistemas de aprendizado de máquina, é possível perceber que a aplicação em questão é quem determina o modelo de seleção que mais atende aos requisitos, e a escolha do algoritmo final requer a avaliação empírica e ajustes de projeto (3). Inicialmente, a intenção de um experimento que observa a performance de um algoritmo é verificar se ele seleciona os dados de maneira correta, e para tal serviço, depois da fase de treinamento, existe a validação. Nessa etapa é usada uma parte das amostras de dados, que são separadas previamente das amostras de treinamento, e quantizado os acertos e erros para cada vez que a classificação é realizada.

O processo de separação das amostras de dados envolve técnicas, conceitos e testes estatísticos, que podem demonstrar a confiabilidade dos resultados experimentais encontrados. Uma técnica conhecida como holdout mantém a proporção de 1/3 de amostras para validação e 2/3 para treinamento, e o processo é realizado centenas de vezes para as métricas desejadas. Como essa técnica usa apenas 2/3 do conjunto de exemplos para o treinamento, é ineficiente nos casos onde a quantidade de exemplos é pequena, e atualmente usam-se outras técnicas para otimizar o aproveitamento dos dados de exemplo (15).

Quando a proporção das porções de amostras para treinamento e validação é mantida, e a separação das mesmas é feita de modo aleatório, chamamos o processo de estratificação (3). Há também o conceito do *bootstrap*, que possui um alto custo computacional e consiste em estimar a acurácia, com intervalo de segurança, de todo o conjunto de dados,

usando a reamostragem com substituição (15).

As técnicas mais usadas para validação envolvem as variações da validação cruzada. Ela consiste em dividir o conjunto total de dados em k subconjuntos, onde uma parte desses, será para validação e outra para treinamento e o resultado é a média das k repetições. Os subconjuntos são conhecidos pelo termo em inglês *fold*, dando nome à validação cruzada estabelecida de k *fold*. Aperfeiçoando o resultado do método, os subconjuntos podem ser redivididos n vezes, formando um k *fold* de n vezes (3). Uma das configurações mais conhecidas e usadas da validação cruzada é o 10-*fold* de 10 vezes que é sugerida por Dietterich(16). O *leave one out* da validação cruzada, assim como o nome sugere, significa quando apenas um dos k subconjuntos é separado para validação (3).

Para o reconhecimento de padrão existem tantos graus de liberdade na escolha dos procedimentos a serem aplicados, que culminam na necessidade de comparação estatística da performance dos mesmos. Os testes estatísticos têm o objetivo de verificar quanto de aleatoriedade existe na classificação realizada e o quanto os critérios estabelecidos foram eficientes, os mais conhecidos são o t-teste e o teste de Friedman.

2.4 Máquinas de Vetores de Suporte

Um dos tipos de classificadores mais usados na área de aprendizado de máquina é a SVM, que vem do termo em inglês Support Vector Machine, traduzido como máquina de vetores de suporte. Esse algoritmo foi inicialmente desenvolvido para classificação linear e binária, que quer dizer, uma classificação por meio da separação de duas classes por meio de um hiperplano:

$$w^T x + b = 0 \quad (2.1)$$

onde o w é o vetor perpendicular ao hiperplano, que determina a direção, e o b é o fator que determina a posição. Pelo fato do produto interno de w e x ser uma combinação linear, os classificadores que usam esse tipo de separação, são chamados de lineares. No caso da SVM, o hiperplano de separação é acompanhado por margens paralelas, e o objetivo é encontrar o melhor hiperplano que separe as classe e ainda tenha a maior distância possível entre as margens.

Nesse problema de otimização, os hiperplanos de margem não são realmente calculados, e sim os chamados vetores de suporte, que são os exemplos que os tangenciam. Na situação representada na Figura 4, os exemplos conseguem ser perfeitamente separados, mostrando uma boa caracterização dos mesmos.

Porém, em situações reais, as características retiradas dos exemplos para a classificação não conseguem evidenciar uma separação perfeita. Sendo assim, a SVM considera a inclusão de alguns exemplos dentro das margens do hiperplano, porém com uma perda inerente a cada um deles na otimização. Desde a sua primeira formulação, a SVM foi

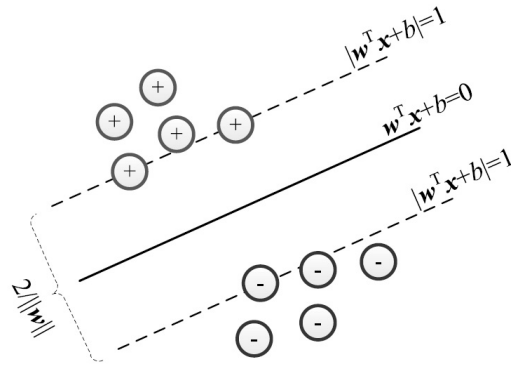


Figura 4 – Conceito de uma SVM em um caso linear e perfeitamente separável (retirado de [3]).

sendo aprimorada para ampliar seu uso em diferentes casos. Um exemplo disso é a implementação multi-classes da SVM, onde o problema com várias instâncias é reduzido para vários problemas mais simples de duas instâncias (17).

Como na vida real, há maior possibilidade de se entrar problemas que não tenham característica linear, os classificadores lineares podem ser usados em cenários mais amplos com o uso do truque do kernel, que formulado por Aizerman(18). Esse método se aplica levando os exemplos a uma dimensão superior à original, teoricamente de dimensão infinita, onde passem a ser linearmente separáveis, usando a resolução de um problema dual que permite não calcular diretamente as transformadas (3).

As funções kernel são essas funções transformadas, elas levam as instancias a um espaço onde apenas o produto interno das mesmas é realmente utilizado, o kernel. Ele é o mapeamento das instancias da dimensão original no espaço transformado, como mostra a equação:

$$K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle. \quad (2.2)$$

As formulações de kernel mais conhecidas estão formuladas abaixo (3), e são elas o kernel linear, que a transformação envolvida é a própria função identidade:

$$K(x_i, x_j) = \langle x_i, x_j \rangle; \quad (2.3)$$

o kernel polinomial:

$$K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle^d; \quad (2.4)$$

e o kernel RBF, do inglês *radial basis function*, que quer dizer função de base radial e possui aspecto de uma gaussiana.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.5)$$

2.5 Métricas de desempenho

Nos sistemas em geral que procuram interpretar grandezas com medidas, o erro associado é inevitável, seja ele de origem sistemática ou aleatória. Para os classificadores essa regra também é válida, sempre existirá erro de classificação e deve-se considerar como isso afeta a aplicação do mesmo, uma vez que as contribuições na área de aprendizado de máquina devem-se à busca por sistemas que falham cada vez menos.

Tradicionalmente, os conceitos de acurácia e precisão são definidos para explicar como um experimento se comporta em relação ao valor esperado para uma grandeza. A acurácia é vista como a proximidade de uma estimativa com o valor verdadeiro, já a precisão está relacionada com a dispersão dos valores estimados (19).

De maneira semelhante, existem métricas de performance para indicar o desempenho dos diferentes métodos de classificação. Analisando o caso de uma classificação binária, com o rótulo de positivo (+) e negativo (-), constrói-se a chamada matriz de confusão, mostrada na Figura 5, que apresenta as possibilidades de resultado do classificador.

		Classes reais	
		P	N
Classes rotuladas	(+)	Verdadeiros Positivos	Falsos Positivos
	(-)	Falsos Negativos	Verdadeiros Negativos

Figura 5 – Tabela de possibilidades, mais conhecida como matriz de confusão (adaptado de 4).

Os erros e acertos são contabilizados para cada classe, de maneira que para todos os exemplos que realmente são positivos, são contados os que foram classificados como positivos – verdadeiros positivos, VP – e negativos – falsos negativos, FN. Da mesma forma para classe de negativos, os exemplos que são identificados acertadamente como tal, são os verdadeiros negativos, VN, e os que são julgados como positivos, são os falsos positivos, FP. A matriz de confusão recebe esse nome porque os elementos que não constam na diagonal principal representam a quantidade de exemplos de cada classe que foram confundidos com outras classes (4).

A partir desses valores métricas básicas para análise de desempenho são estipuladas com as seguintes relações:

- acurácia = $VP + VN/P + N$;
- taxa de erro = $FP + FN/P + N$;
- precisão = $VP/VP + FP$;
- razão de FP = FP/N ;
- razão de VP = VP/P .

A acurácia está relacionada à contabilização dos acertos, que comparando com o conceito usado em instrumentação é o quanto consegue-se acertar. Ela é o contrário do conceito da taxa de erro, que se refere à contabilização dos erros. A precisão indica uma classificação com poucas falhas, sendo o FP semelhante ao grau de dispersão na instrumentação. A razão de FP pode ser chamada de taxa de alarme falso, pois indica dentre a classe de negativos, aqueles que foram considerados positivos. A partir da razão de FP é possível estabelecer também a seguinte formulação: *especificidade* = $1 \sim \text{razão de FP}$. Já a razão de VP é interpretada com uma taxa de acerto, e pode ser chamada de sensibilidade.

Para melhor visualização e avaliação dos classificadores, os gráficos ROC e as análises decorrentes deles são muito usados, uma vez que retratam a compensação entre os benefícios, verdadeiros positivos, e custos, falsos positivos (4). A sigla ROC é a abreviação do termo em inglês *Receiver Operating Characteristic*, que surgiu na Segunda Guerra Mundial na detecção de sinais de radar (20). A curva ROC é construída plotando a razão de FP no eixo X e a razão de VP no eixo Y, como apresentado na Figura 6.

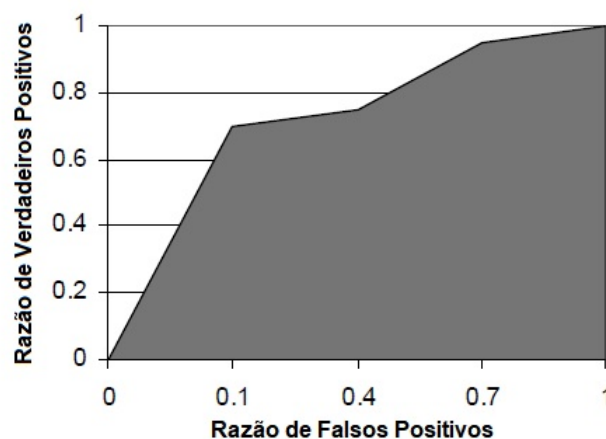


Figura 6 – Exemplo de uma curva ROC, com a área sobre o gráfico em destaque.

Analisando o espaço da ROC, pode se determinar que uma classificação é melhor que a outra, quando ela se aproxima do ponto (0, 1), pois ele representa uma performance onde não houveram falsos positivos e todos os positivos foram classificados corretamente. A reta $y = x$ nesse espaço representa uma adivinhação aleatória, pois nesta, existe a

mesma chance de acerto, como de erro. Um classificador nessa diagonal indica a falta de informação sobre as classes. Por esse motivo, espera-se de classificador real uma ROC acima dessa reta, pois abaixo dela, ele possui um desempenho pior do que uma adivinhação aleatória. Numa classificação que é muito abaixo da reta diagonal existe uma possibilidade de ter usado as informações que são relevantes para identificação das classes, mas de forma errada (4).

A AUC, *Area Under ROC Curve*, é calculada a partir da área abaixo do gráfico da ROC, sendo uma medida muito utilizada, pois além de ser objetiva, retorna um valor escalar que possui interpretações mais complexas que os valores de acurácia e taxa de erro (4, 20). Para classificadores efetivos a AUC deve ser maior que 0.5, já que esse valor representa a área do triângulo formado pelo desempenho de uma adivinhação aleatória. Zhou 2012 apresenta uma formulação para a interpretação probabilística da AUC, onde h é o classificador:

$$AUC(h) = P(h(x+) > h(x-)). \quad (2.6)$$

Ela equivale a maior probabilidade de o classificador atribuir um exemplo aleatório como positivo do que negativo, da mesma forma que a estatística normalizada de Wilcoxon-Mann-Whitney. A AUC é vista em sobreamento na Figura 6.

3 Metodologia

A descrição da metodologia apresenta três sessões que explanam sobre a preparação dos sinais para a classificação, o método de experimentação e análise dos classificadores obtidos que guiaram as iterações do experimento.

3.1 Sinais de EMG Trabalhados

3.1.1 Preparação dos sinais

A pesquisa sobre os eventos de tosse e pré tosse deriva de um trabalho de doutorado, dedicado a aprofundar o estudo sobre a assistência à tosse por meio da estimulação elétrica de superfície desencadeada pela detecção automatizada da intenção (ou início do processo) de tosse, e assim, dar possibilidade de torná-la clínica e reprodutiva. O estudo investigativo do sinal de eletromiografia de superfície para percepção do início da tosse e acompanhamento do fluxo expiratório deve ser feito em músculos específicos, pois a lesão medular causa alteração no comportamento muscular da respiração.

Para a investigação mencionada, a aquisição de sinais de EMG foi feita no músculo peitoral maior na porção clavicular, pois, como descrito por Spivak(8) 2007, são músculos ativos na expiração e que ainda possuem atividade elétrica em pacientes com lesão na medula. Também foi adquirido o sinal de EMG nos músculos abdominais inferiores, oblíquo externo do abdômen, por serem teoricamente não participantes da mecânica da tosse em pacientes com tetraplegia (21), porém com a possibilidade de ter informação remanescente da tosse em pacientes com o tipo de lesão medular menos severa, caso colaboradores da pesquisa. A Figura 7 ilustra as porções musculares e os respectivos canais usados na aquisição do sinal de EMG, que foi realizada previamente à este trabalho.

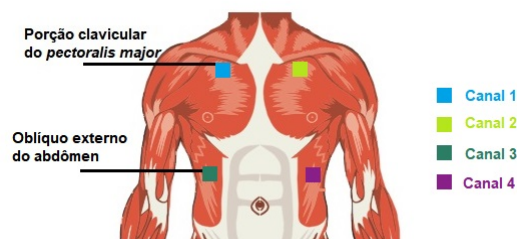


Figura 7 – Músculos de onde os sinais de EMG foram extraídos. Imagem de domínio público adaptada.

O ensaio realizado para a coleta foi feito com cinco colaboradores de pesquisa - A1, A2, C3, I4 e Y5 - que possuem lesão medular, mas que podem controlar os movimentos

de uma tosse eficaz quanto à limpeza das vias respiratórias. Os sinais de eletromiografia foram adquiridos com quatro canais, como mostrado na Figura 7, com os indivíduos na posição supina, durante 25 minutos aproximadamente. A taxa de amostragem usada na aquisição foi de 2040 amostras por segundo, resultando uma quantidade de amostras da ordem de 10^6 . Durante o ensaio foi solicitado ao indivíduo que tossisse intencionalmente uma série de cinco tosses a cada cinco minutos da aquisição, o que resultaria em cinco ciclos de tosse. Tanto a quantidade de tosses em cada ciclo pôde variar, quanto o número de ciclos e o espaço de tempo entre os mesmo, de acordo com cada aquisição.

Os dados trabalhados possuem limitação quanto à detecção de intenção de tosse de serem exemplos de tosse induzida conscientemente, podendo ser pouco ou muito diferente do evento de tosse espontânea, e quanto ao estudo de assistência à tosse, pois os não foram adquiridos sinais de EMG de pacientes com lesão medular severa, caso de tetraplegia. É importante notar também que para uma aplicação prática do sistema de detecção da tosse, há necessidade de estudos que envolvam os sinais de EMG adquiridos por mais tempo e com interferência de outros movimentos cotidianos além da tosse para obter uma melhor descrição do evento.

Para inserção dos exemplos na fase de treinamento supervisionado é necessário entregar as instâncias de cada dado que será usado no experimento, elas representam as classes dos dados na classificação adotada. Como foi usada uma classificação binária utilizando o algoritmo da SVM, os dados passaram por um processo de rotulação manual para serem geradas as instâncias. A identificação da tosse foi feita visualmente a partir do sinal do canal 1 no tempo, como mostrado na Figura 8 que exhibe os trechos considerados como tosse em vermelho em um sinal do canal 1 com seis tosses consecutivas. Também está identificado em amarelo o evento anterior à tosse, este relacionado com o início da dinâmica muscular, e é chamado de pré tosse. Não é possível afirmar que esse evento é uma intenção de tosse, pois nos exemplos de EMG adquiridos todas as tosses aconteceram efetivamente, não faz parte do escopo do trabalho exemplos de EMG nos quais o indivíduo tenta tossir e não consegue, sendo assim a intenção de tosse pode ou não estar em consonância com a pré tosse.

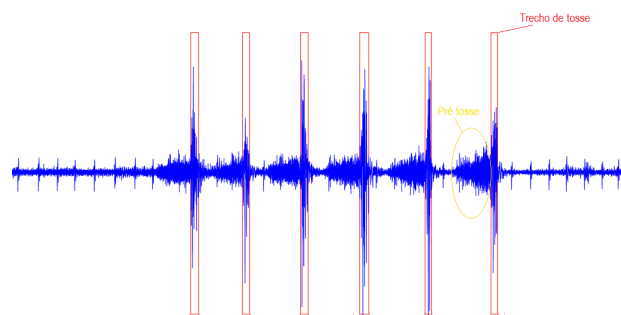
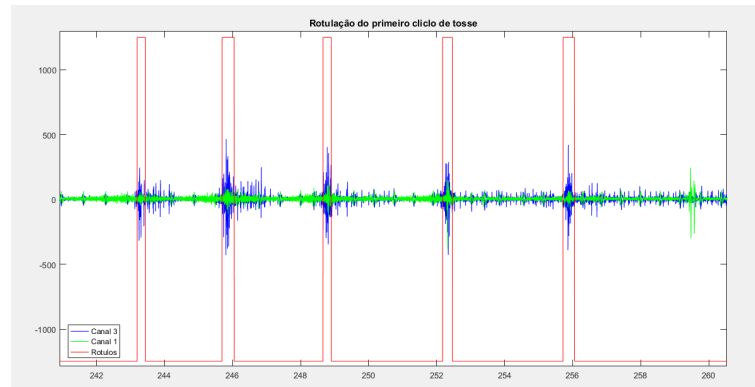
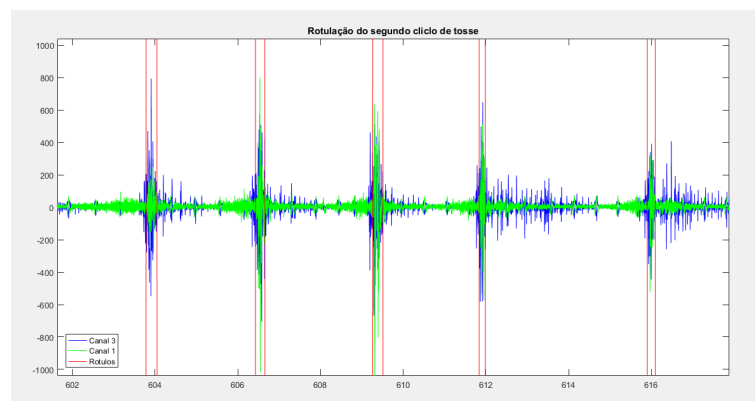


Figura 8 – Tosses consecutivas no sinal de EMG no primeiro canal.

Na etapa de rotulagem, houve o caso específico no qual foi preciso usar dois canais de EMG para realizar as marcações dos eventos de tosse. O EMG do participante A2 foi observado tanto no canal 1 quanto no canal 3, como exibido na Figura ?? que apresenta a sobreposição do canal 1 e 3 com as marcações de início e final de tosse.



(a) Exemplo de rotulagem do primeiro ciclo de tosse



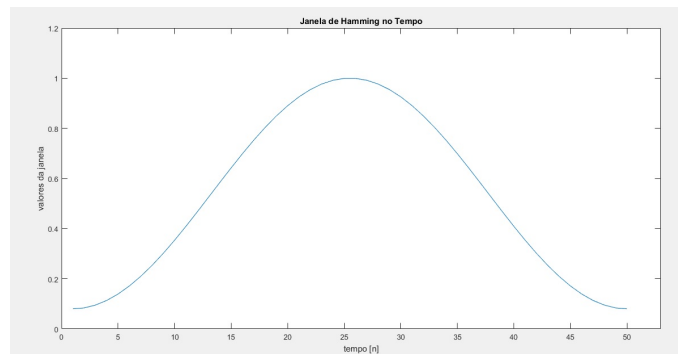
(b) Terceiro ciclo de tosse

Figura 9 – Rotulagem para classificação de tosse do EMG do A2 feita com os canais 1 e 3 no domínio do tempo.

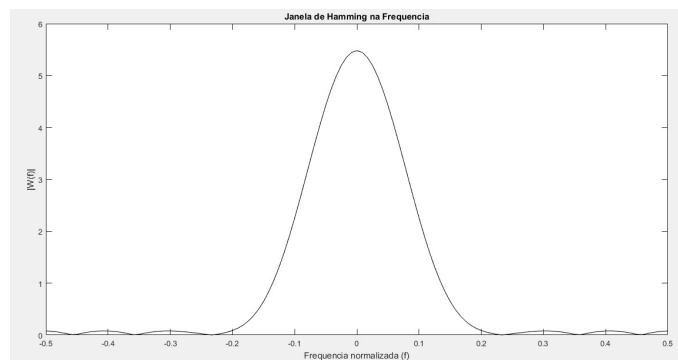
Se tratando de aprendizado supervisionado, considera-se o conhecimento prévio sobre a aplicação abordada para a determinação das características a serem levadas em consideração (3). No caso dos sinais de EMG, onde geralmente procura-se ocorrência de eventos e como isso afeta no sinal, é importante um modo de análise que mostre resultados numéricos dos acontecimentos no sinal sem desprezar a localização no tempo dos mesmos. Dessa maneira, faz-se necessário primeiramente janelar o sinal para em seguida extrair as características de cada pedaço considerado.

Contudo a multiplicação do sinal no domínio do tempo por uma janela retangular leva à ocorrência de grandes oscilações na frequência, por isso a partição do sinal nessa fase é realizada com uma janela de queda suave, que evite grandes oscilações no domínio da frequência. A janela Hamming foi escolhida para o janelamento por ter uma borda de transição relativamente rápida e oscilações controladas, em comparação às outras mais

conhecidas e usadas em processamento de sinais - Blackman, Hann, Bartlett. A Figura 10a e 10b mostra o formato da janela Hamming no tempo e na frequência.



(a) Domínio do tempo.



(b) Domínio da frequência.

Figura 10 – Demonstração do formato de uma janela Hamming

Como as oscilações provenientes do janelamento são inevitáveis, as janelas são calculadas com sobreposição de metade do tamanho da janela. O efeito dessa sobreposição é fazer com que as informações das bordas de um fragmento de sinal que foram prejudicadas pelo janelamento sejam mantidas nas janelas vizinhas, que terão essas informações na parte central do novo fragmento de sinal e não na extremidade. Cada pedaço do sinal compõe um exemplo de dado a ser considerado pelo algoritmo da SVM, sendo então, o número resultante de janelas a quantidade de linhas da matriz de entrada usada para o treinamento, como pode ser visto na Figura 11. O tamanho da janela é passado para a função de janelamento em formato de duração em segundos, que convertido para duração em amostras determina o tamanho de cada pedaço de EMG a ser tratado. Em decorrência disso, o vetor de rótulos do sinal também deve ser simplificado da mesma forma que o sinal e por fim ter o mesmo tamanho. Portanto, foi aplicada mesma lógica de janelamento sobreposto para divisão do vetor de rótulos, e foi decidida a classe de cada janela de rótulo conforme a classe em maioria dentro do intervalo considerado.

Após os experimentos com a classificação de tosse, foram feitos novos rótulos para a classificação da pré tosse. Essa rotulagem foi realizada automaticamente a partir da identificação visual feita para as tosses. Foram definidas durações para pré-tosse de 0.5s,

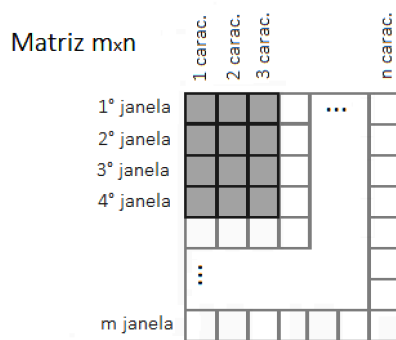


Figura 11 – Modelo de matriz característica extraída do sinal

1.0s, 1.5s com o objetivo de observar o quanto a SVM consegue diferenciar os eventos anteriores ao pico de tosse observado no sinal de EMG no tempo do restante do sinal, envolvendo trecho de pico de respiração como classe de não pré-tosse.

A imagem apresentada na Figura 12 mostra os vetores de classe referentes a tosses e a pré tosses após o janelamento dos mesmos, juntamente com sinal também janelado e calculado os valores RMS das janelas, que será melhor descrito no próximo tópico. É possível perceber que após o janelamento o período considerado como tosse ou como pré tosse não permanece uniforme, isso acontece pois as janelas são sobrepostas umas às outras e a classe da janela é decidida de acordo com a maioria da classe, 50% mais um.

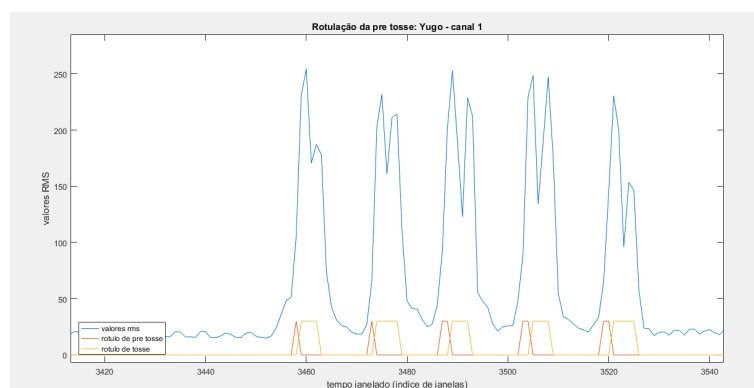


Figura 12 – Valores RMS do sinal janelado com janela de 500ms com os respectivos rótulos para as classificações de tosse e de pré tosse.

3.1.2 Extração de características

Como visto na Figura 12, onde em azul vê-se o sinal do primeiro canal do Y5 em valores eficazes, a cada janela do sinal são calculados valores que resumem as informações importantes para a classificação escolhida. A etapa de escolha das características do sinal é muito importante, pois os parâmetros devem descrever da melhor maneira as dissimilaridades dos dados entre as classes consideradas.

Considerando os sinais de EMG do canal 1 no domínio do tempo, é em geral simples a percepção da ocorrência de tosse no sinal, por meio da amplitude, mesmo nos exemplos com maior presença de eventos adventícios característicos de movimentação. Pode-se verificar a diferença entre uma série de tosses e o restante do sinal nas Figuras de ?? e 13b, exemplos do canal 1 C3 com todo o sinal mostrando todos os ciclos de tosse e com apenas um ciclo mostrando apenas uma série de tosses ampliada. Também é possível notar pelas imagens diferença na frequência do EMG nos pedaços de tosse e de não tosse, o que requer um parâmetro em frequência extraído de cada janela, como a frequência média que é comumente usada em sinais de EMG (5).

A análise dos sinais de EMG no domínio da frequência foi feita separando o sinal em dois, de tosses e não tosses, e levando-os ao domínio de Fourier para observação da decomposição em frequências. É possível verificar a distribuição em frequências para as duas classes nas imagens apresentadas na Figuras 13, referente ao EMG da voluntária A1. Foi notado que no canal 1 a tosse tem maior concentração em baixas frequências, e que o sinal não é tão significativo entre 400Hz e 1020HZ, divergindo do sinal sem os eventos de tosse que possui mais componentes de oscilações rápidas.

É possível também reparar que os canais 3 e 4, referentes aos sinais da parte abdominal, possuem espectros com formatos distintos para os trechos de tosse e não tosse, como visto nas Figuras 14e, 14f, 14g e 14h. A Figura 14e exibe o espectro do sinal sem tosse no canal 3, que evidencia os harmônicos da frequência cardíaca, pois os eletrodos abdominais captam o sinal de batimento cardíaco com maior amplitude. As concentrações dos espectros entre 0Hz e 250Hz no canal 3 também pode ajudar a diferenciar a tosse na classificação. Como os cinco participantes possuem tipos de lesões particulares e distintas, o comprometimento da função muscular é diferente para cada um deles, portanto é válida a experimentação de combinações entre os quatro canais na composição da matriz de dados no treinamento da SVM, como está descrito na próxima subseção.

Finalmente, os valores a serem calculados para cada janela são os seguintes:

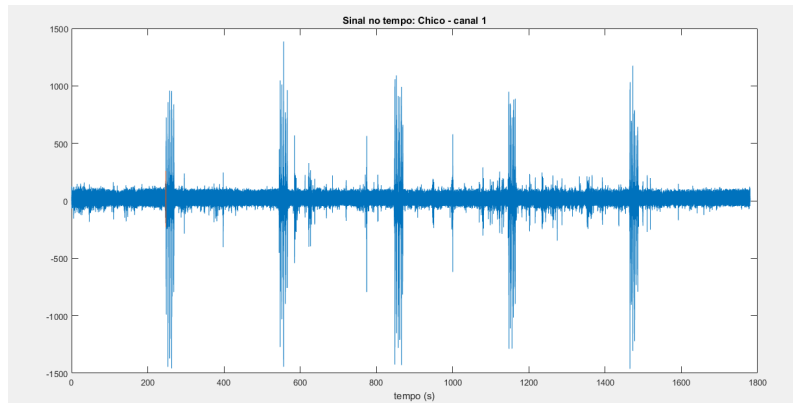
- Valor eficaz

Representa o valor contínuo de equivalente dissipação de potência, e é calculado conforme a equação abaixo:

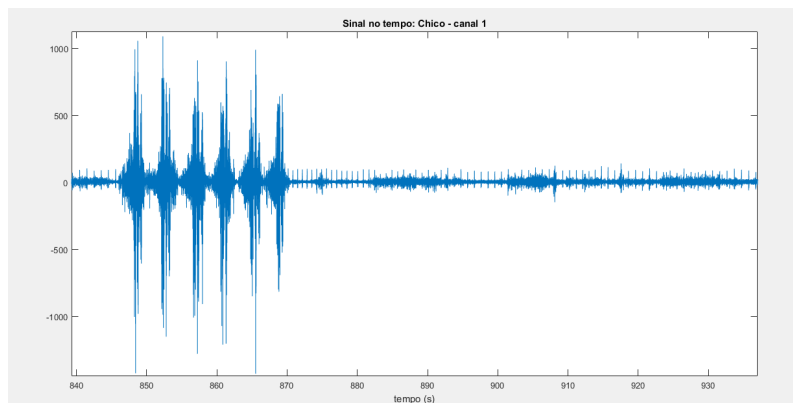
$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}. \quad (3.1)$$

- Frequência média

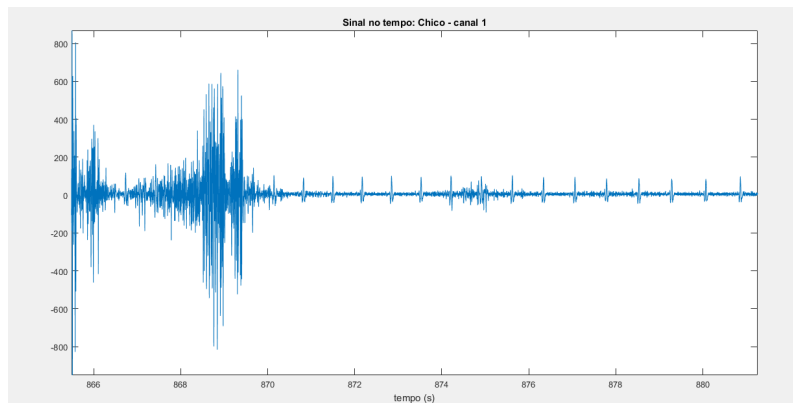
O cálculo da frequência média de uma janela envolve o uso do módulo da transformada de Fourier para obter a média da frequência ponderada pelos respectivos valores dos módulos da transformada. Para obter essa característica da janela, usu-



(a) Sinal de EMG do canal 1 completo



(b) Um ciclo de seis tosse no sinal ampliado



(c) Um evento de tosse no sinal ampliado

Figura 13 – EMG do C3 no domínio do tempo.

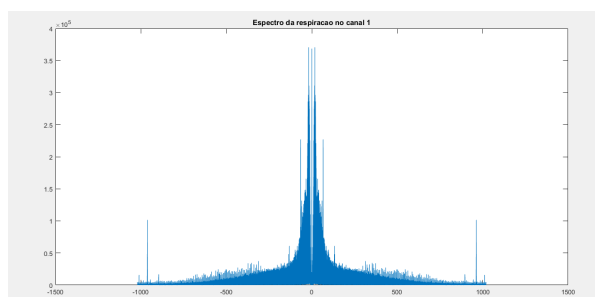
se a equação de valor médio apresentada abaixo,

$$f_{media} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i f(x_i)}{\sum_{i=1}^N f(x_i)}. \quad (3.2)$$

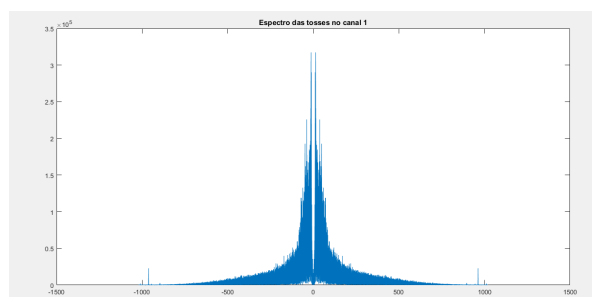
- Energia em bandas do sinal

Para cada janela foram calculados valores normalizados de energia em bandas de frequência, cuja quantidade é definida pelo usuário ao usar a função de extração de características. As bandas de frequência possuem mesmo tamanho, logo a faixa

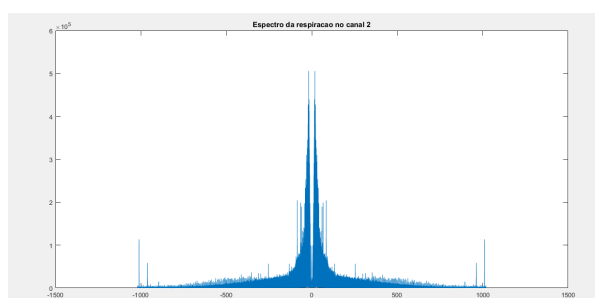
de 0Hz a 1020Hz (metade da frequência de amostragem) é dividida igualmente na quantidade de bandas escolhida. Em seguida o sinal é filtrado por filtros do tipo FIR, projetados para as respectivas bandas com janela Hamming e banda de transição relativa de 0.1 que determina a da ordem do filtro. Com os as janelas filtradas em cada banda é calculada a energia normalizada para cada banda da janela, resultando



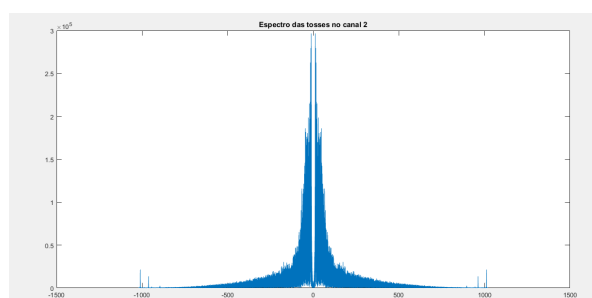
(a) Espectro dos sinais de não tosse canal 1 - A1



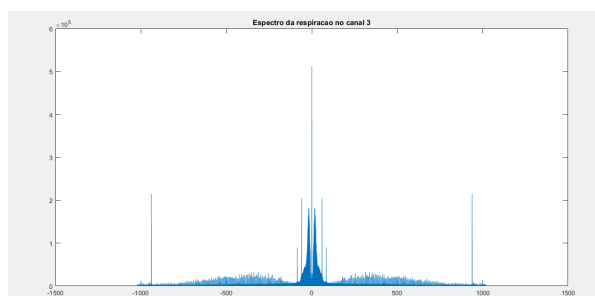
(b) Espectro dos sinais de tosse canal 1 - A1



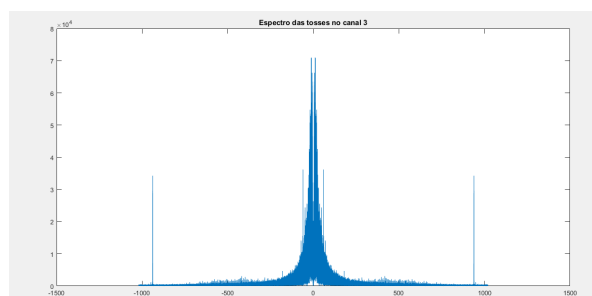
(c) Espectro dos sinais de tosse canal 2 - A1



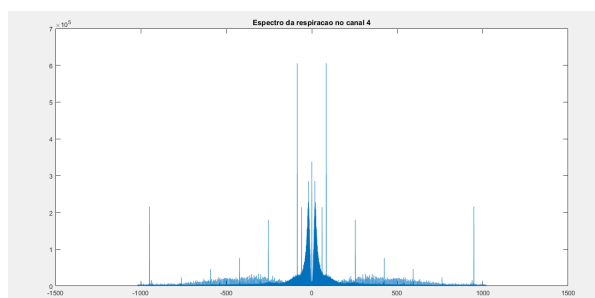
(d) Espectro dos sinais de tosse canal 2 - A1



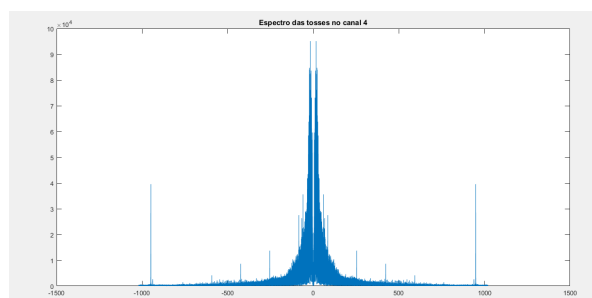
(e) Espectro dos sinais de tosse canal 3 - A1



(f) Espectro dos sinais de tosse canal 3 - A1



(g) Espectro dos sinais de tosse canal 4 - A1



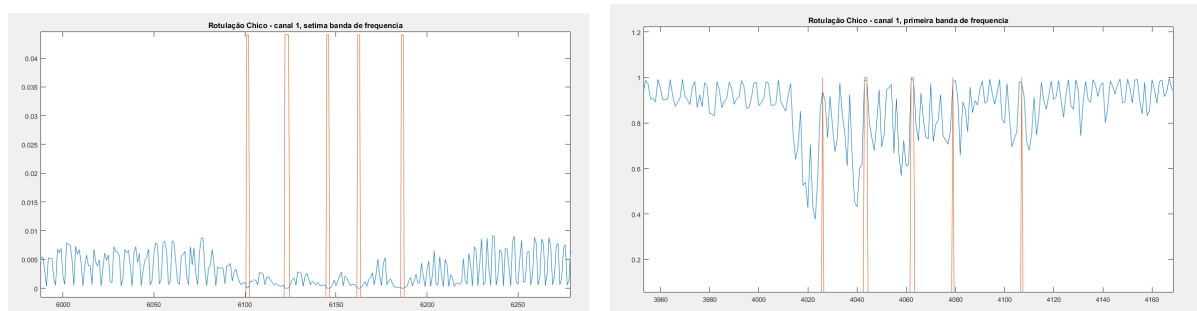
(h) Espectro dos sinais de tosse canal 4 - A1

Figura 14 – Análise em frequência do sinal de EMG da A1 diferenciando tosses e não tosses a cada canal.

nas colunas (a partir da terceira) da matriz de características dos dados. O cálculo da energia é feito somando todos os valores do módulo ao quadrado do sinal, como formulado abaixo

$$E = \sum_{n=0}^N |x(n)|^2. \quad (3.3)$$

A energia normalizada da banda corresponde ao valor da energia de cada banda dividido pelo valor da energia de todo o sinal. A Figura 15a mostra um um ciclo de tosse de cinco tosses expandido, na imagem o sinal foi filtrado na sétima banda de frequência de sete bandas usando um janelamento de 500ms por janela. É possível ver em vermelho as marcações de início e fim de tosse e que nesses trechos de janelas a amplitude é menor que no restante do sinal. A Figura 15b é também uma ampliação de um dos ciclos de tosse do sinal de C3 do canal 1 com um janelamento de 500ms a cada janela, porém com o sinal filtrado na primeira banda de frequências de sete. Na Figura 15b podemos observar um comportamento mais característico na série de tosses do que nas janelas referentes às tosses isoladamente.



(a) Valores de energia na sétima banda de frequência de sete do canal 1 de C3, com janela de 500ms, e com os respectivos rótulos para as classificações de tosse. (b) Valores de energia na primeira banda de frequência de sete do canal 1 de C3, com janela de 500ms, e com os respectivos rótulos para as classificações de tosse.

Figura 15 – Detalhes do sinal de EMG do C3 filtrado em bandas e janelado em uma série de tosses.

3.2 Método de Experimentação

Para a realização dos experimentos de classificação binária com a SVM é necessário escolher a duração das janelas usadas e o número de bandas de frequências a serem utilizadas para o cálculo da energia em cada banda e então formação das matrizes de características de cada canal. Para a primeira etapa de experimentação, a classificação de trechos de tosse e não tosse, os rótulos foram gerados por marcações visuais, porém para a segunda etapa da experimentação, que é a identificação da pré tosse contraposta a todo restante do sinal, os rótulos são gerados definindo-se a duração do que seria considerado pré tosse na experimentação ainda no tempo em segundos. Esse período indicado é considerado

imediatamente antes às tosses marcadas e obtêm-se o vetor de rótulos de pré-tosse que posteriormente é janelado conforme à configuração adotada na experimentação. A Figura 16 mostra quais foram as variações de configuração utilizadas nos experimentos realizados.

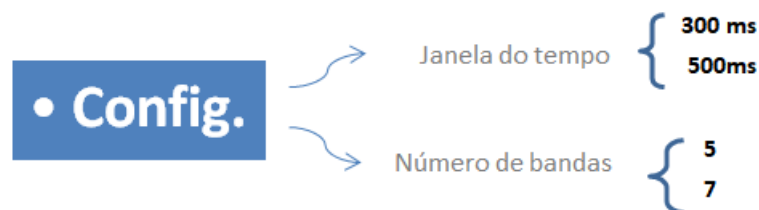


Figura 16 – Descrição das variações de configuração para cada iteração do experimento

Os experimentos foram divididos em duas etapas, a primeira se refere à classificação de tosse e a segunda à classificação da pré tosse. Na primeira fase, inicialmente se definiu a duração de janela como 500ms e 7 bandas de frequência. Depois mudou-se a duração de janela para 300ms para verificar o efeito do aumento da resolução no tempo, e por fim balanceou-se o aumento de resolução no tempo com a diminuição da resolução em frequência, adotando-se 5 bandas de frequência. Fez-se dessa forma porque diminuindo a janela do tempo a observação de oscilações lentas é mais difícil e os espectros obtidos do sinal de EMG das tosses é bastante concentrado em baixas frequências, como já mencionado anteriormente.

A Figura 17 exibe em um diagrama o roteiro da execução do experimento. A cada participante tem-se um sinal de EMG de quatro canais que é simplificado para as matrizes de características. Essas então são combinadas entre si formando matrizes com o mesmo número de linhas, porém com mais colunas, o que significa mais parâmetros descritivos das classes e conseqüentemente uma possível melhora na performance de classificação da SVM gerada.

As combinações das matrizes dos canais são feitas de forma a testar todas as possibilidades sendo irrelevante a ordem das matrizes de cada canal. É considerada tanto a combinação dos quatro canais, quanto as possibilidades para três, dois e um canal, resultando em quinze combinações diferentes entre os canais.

A segunda etapa do experimento foi realizada de maneira semelhante, com os mesmos passos, adicionando apenas a escolha de valores para a variável duração da pré tosse que altera o vetor de rótulos. A Figura 18 apresenta uma descrição dos parâmetros para os testes de classificação da pré tosse que podem ser alterados a cada iteração.

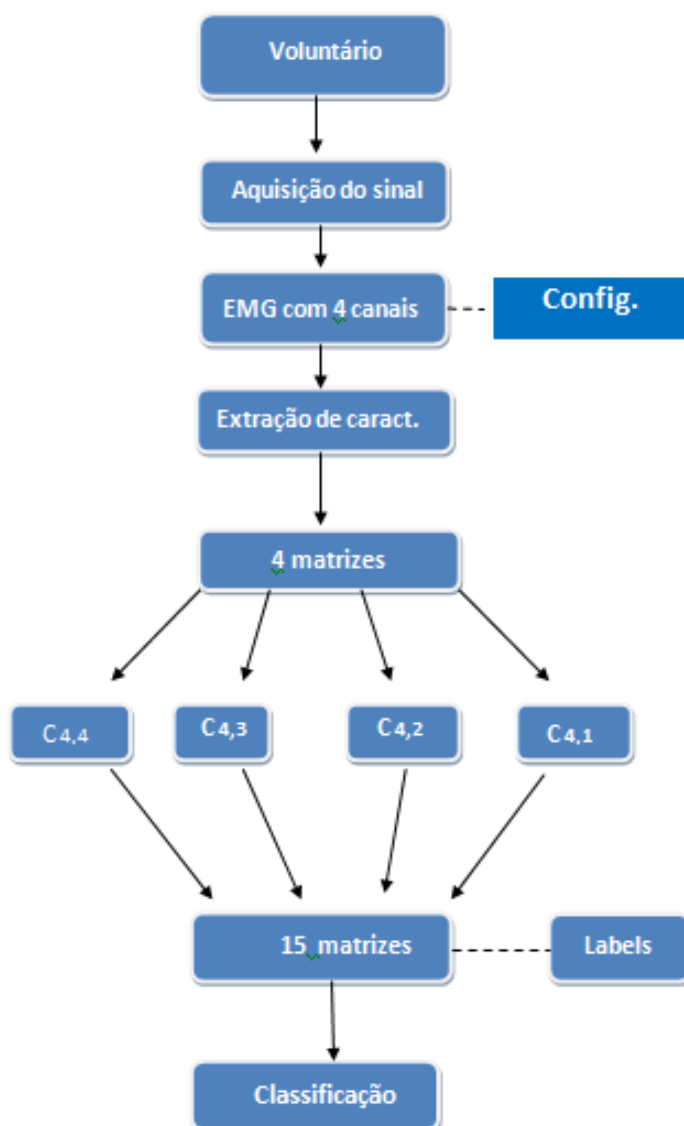


Figura 17 – Descrição de passos para a classificação

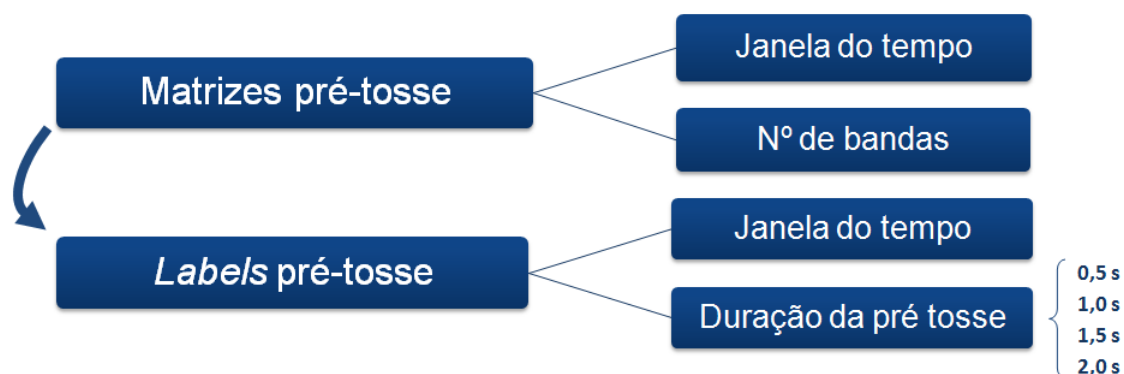


Figura 18 – Descrição das dos parâmetros que podem ser alterados na segunda etapa.

3.3 Metodologia de Análise

Para verificação e evolução das SVM resultantes é necessário dividir o experimento nas fases de treinamento e de validação. Na primeira fase o algoritmo recebe os dados de treinamento com suas respectivas classes e identifica os vetores de suporte que o guiam na diferenciação das classes. Na segunda fase os dados de validação são entregues ao classificador construído e ele retorna as classes de cada exemplo. Nesse momento são verificados os erros e acertos do classificador, gerando a matriz de confusão.

O modo como os dados são divididos entre conjunto de treinamento e conjunto de validação bem como a maneira como o processo é repetido para eliminar os fatores de erro probabilístico são determinados pela técnica de validação utilizada. Uma das técnicas de validação bastante conhecida é a validação cruzada de k-fold, que divide os dados em k blocos que serão por sua vez separados em exemplos de treinamento e de validação. A técnica de validação cruzada k-fold foi usada associada à divisões dos dados balanceadas pela proporção de exemplos das classes, usando a função `cvpartition` do MATLAB. O valor de k escolhido para a validação cruzada foi de dez, e o processo da validação foi repetido dez vezes para obtenção da resposta das métricas (3), fazendo com que convirjam para valores menos susceptíveis interferência da aleatoriedade da separação de exemplos (15).

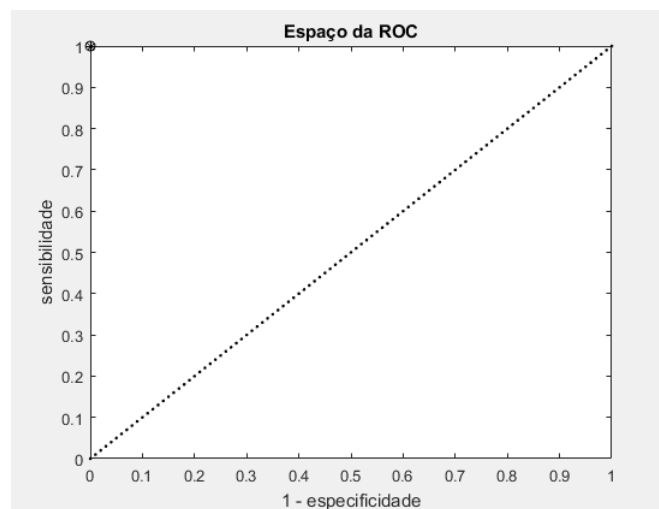


Figura 19 – Exemplo de ponto na curva ROC para uma classificação perfeita.

Para cada SVM gerada com a função `svmtrain` do MATLAB na fase de treinamento, foi obtida uma matriz de confusão da classificação realizada com a função `svmclassify`, também do MATLAB. Dessa matriz de confusão foram calculadas sensibilidade e especificidade, e com essas medidas foi possível construir gráficos no espaço da ROC. No exemplo da Figura 19 é exibido o ponto (0,1) na região ROC, que representa um desempenho perfeito de um classificador discreto, que determina uma classe ou outra para cada exemplo. Seria um ponto de classificação perfeita pois teria um de sensibilidade, ou seja, todos os exemplos classificados como positivos foram verdadeiros positivos; e zero no eixo

horizontal representando um de especificidade, apontando todos os exemplos classificados como negativos sendo de fato negativos.

Ainda sobre os pontos plotados no espaço da ROC, é possível avaliar se um classificador é melhor de acordo com a distância euclidiana do seu ponto resultante da fase de testes ao ponto (0,1). A formulação da distância euclidiana entre dois pontos p e q é

$$Distância =: \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}, \quad (3.4)$$

onde i indica cada dimensão em um espaço n -dimensional onde se encontram os pontos p e q . Por meio da equação vê-se tanto os valores de sensibilidade quanto de especificidade considerados com o mesmo peso. Todavia, se se quer um classificador mais rigoroso quanto à classificação correta da classe negativa ou a da classe positiva, é necessário priorizar o refinamento de uma dessas medidas na construção do modelo.

4 Resultados e discussão

4.1 Classificação da Tosse

Para a primeira fase de testes, onde a SVM foi usada para classificar os trechos de tosse e de não tosse nos sinais de EMG trabalhados, foram usadas três configurações, como descrito anteriormente. Os resultados são apresentados nas seguintes subseções de acordo com a ordem: 500ms de duração de janela e 7 bandas de frequência para cálculo da energia em banda; 300ms de duração de janela e 7 bandas de frequência; e 300ms de duração de janela e 5 bandas. As matrizes de confusão geradas a cada classificação estão nos Anexos.

4.1.1 1º Experimento - 500ms/7 bandas

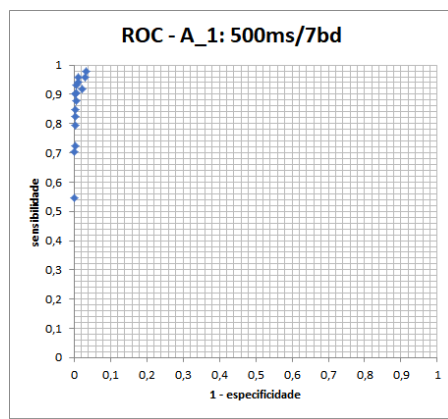
Nas Figuras podem ser vistos os resultados de desempenho de classificação de tosses usando a composição de características de 500ms/7 bandas. Percebe-se que nesse primeiro experimento a maioria dos sinais de EMG apresentaram mais de 95% de sensibilidade e de especificidade na classificação da tosse, sendo a exceção o EMG do voluntário Assis que apresentou sensibilidade um pouco maior que 75% nessa configuração, visto na Figura 20b. É perceptível que para cada sinal de EMG existe um comportamento singular, isso ocorre devido à particularidade da manifestação da lesão medular em cada indivíduo.

4.1.2 2º Experimento - 300ms/7 bandas

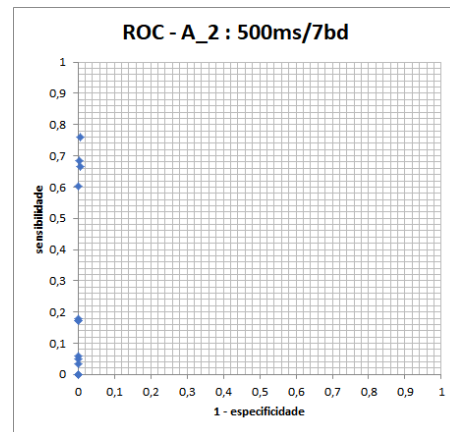
Nas imagens da Figura podem ser vistos os resultados de desempenho de classificação de tosses usando a composição de características de 300ms/7 bandas. Percebe-se que nessa segunda iteração do experimento, com maior resolução no tempo, devido à diminuição da janela, os sinais de EMG de Idalmo, Yugo e Chico, mantiveram o seu desempenho, com diferença muito pequena nos valores de sensibilidade e especificidade. Já o EMG da Amanda, quando classificado com essa composição de características, perdeu em especificidade para atingir uma pequena melhora na sensibilidade. O classificador referente ao EMG do Assis, que no experimento anterior teve o pior desempenho, continuou ruim se comparado aos dos outros voluntários, porém apresentou-se mais sensível, em torno de 80%.

4.1.3 3º Experimento - 300ms/5 bandas

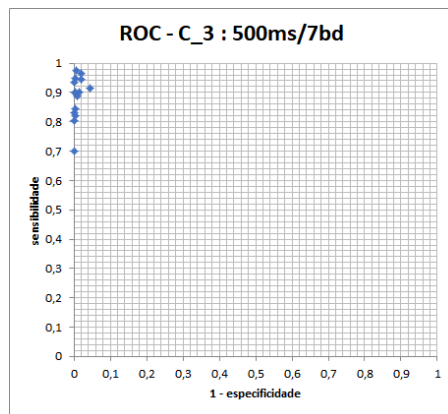
Nos gráficos plotados no espaço da ROC exibidos na Figura vê-se os resultados de desempenho de classificação de tosses usando a composição de características de 300ms/5



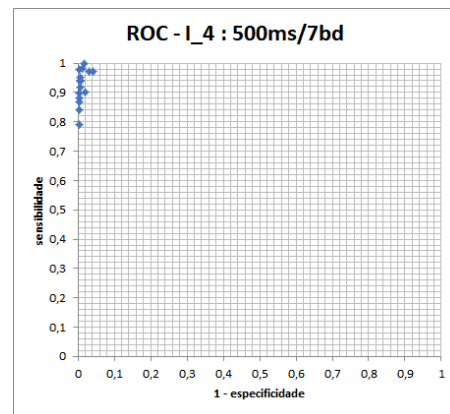
(a) Classificadores do experimento 1 de tosse, voluntária Amanda



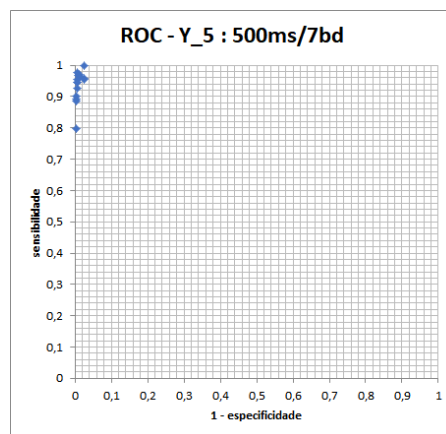
(b) Classificadores do experimento 1 de tosse, voluntário Assis



(c) Classificadores do experimento 1 de tosse, voluntário Chico



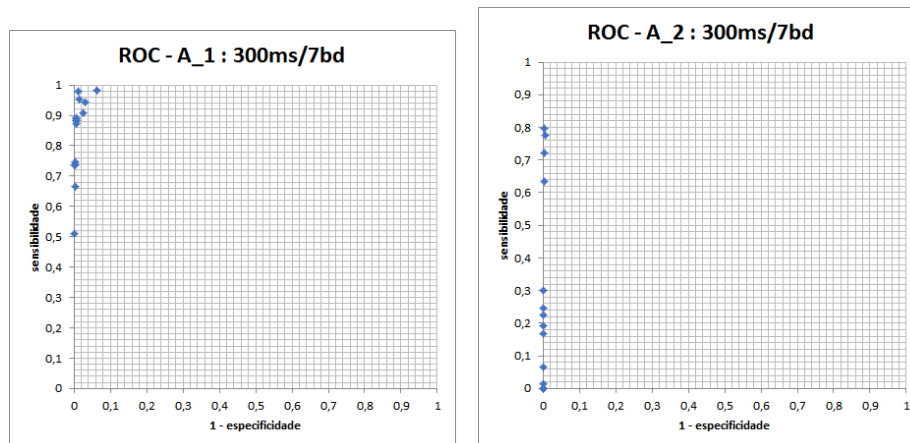
(d) Classificadores do experimento 1 de tosse, voluntário Idalmo



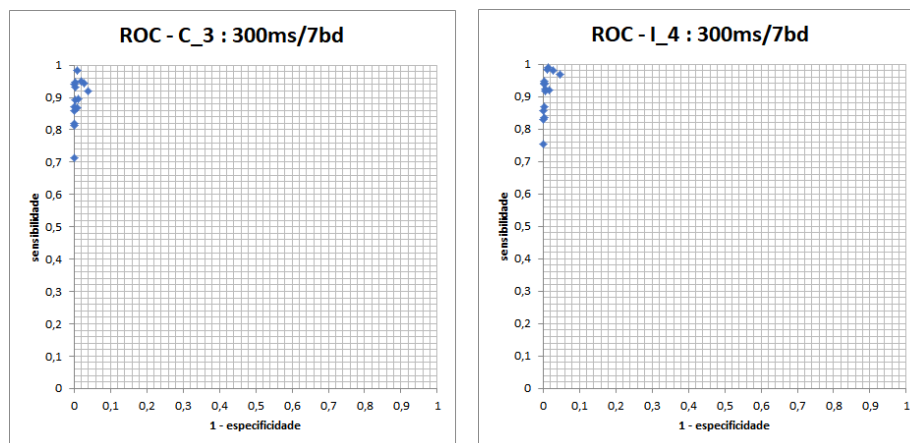
(e) Classificadores do experimento 1 de tosse, voluntário Yugo

Figura 20 – Resultado das classificações de tosse e não tosse feitas com 500ms e 7 bandas no experimento 1.

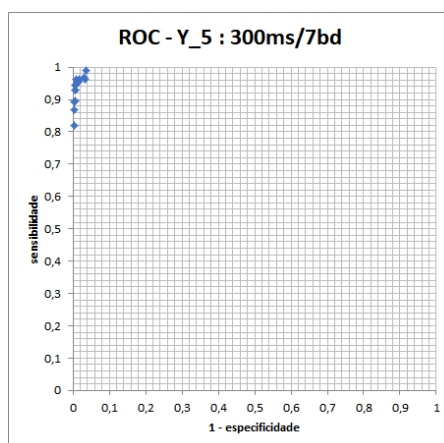
bandas. Diante dos resultados obtidos na etapa anterior, esperava-se que esse experimento demonstrasse melhores métricas, devido à diminuição do número de bandas, que compensaria o aumento de resolução temporal. Conforme o esperado, a composição de



(a) Classificadores do experimento 2 de tosse, voluntária Amanda (b) Classificadores do experimento 2 de tosse, voluntário Assis



(c) Classificadores do experimento 2 de tosse, voluntário Chico (d) Classificadores do experimento 2 de tosse, voluntário Idalmo

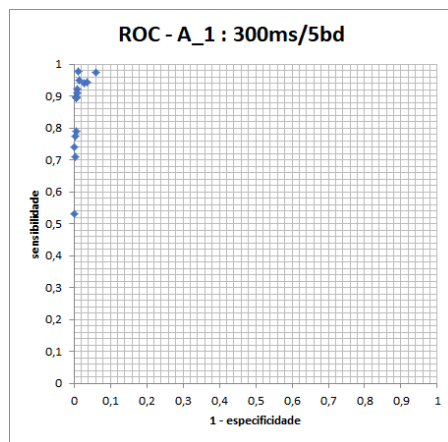


(e) Classificadores do experimento 2 de tosse, voluntário Yugo

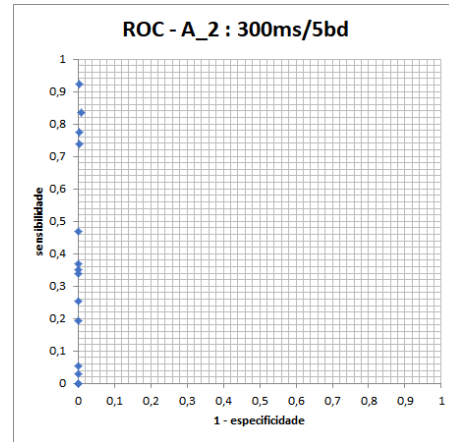
Figura 21 – Resultado das classificações de tosse e não tosse feitas com 300ms e 7 bandas no experimento 2.

características realizada neste estágio dos testes melhorou a classificação em todos os exemplos de sinais de EMG dos voluntários. Até mesmo o desempenho do classificador

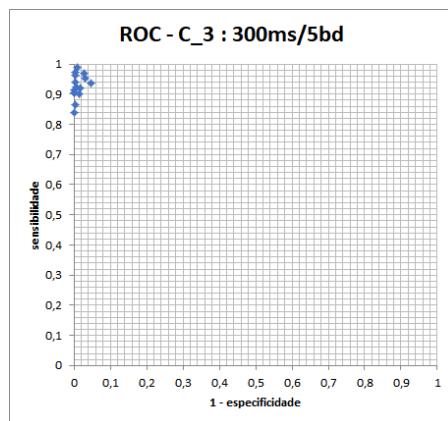
no caso do participante Assis alcançou sensibilidade maior que 90%.



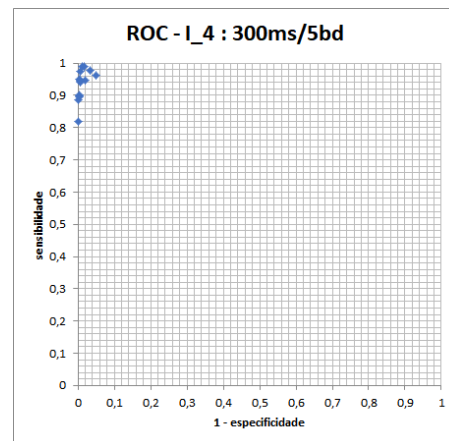
(a) Classificadores do experimento 3 de tosse, voluntária Amanda



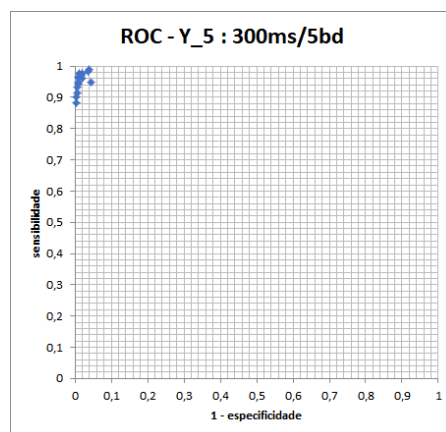
(b) Classificadores do experimento 3 de tosse, voluntário Assis



(c) Classificadores do experimento 3 de tosse, voluntário Chico



(d) Classificadores do experimento 3 de tosse, voluntário Idalmo



(e) Classificadores do experimento 3 de tosse, voluntário Yugo

Figura 22 – Resultado das classificações de tosse e não tosse feitas com 300ms e 5 bandas no experimento 3.

4.2 Classificação da Pré Tosse

Na segunda fase dos testes é possível ter indicativos das melhores configurações para cada participante e também os canais que melhor descrevem a tosse. Todavia foram testadas diferentes configurações para cada participante além de diferentes durações de pré tosse. Por isso, para essa sequência de experimentos os resultados serão apresentados nas subseções por voluntário.

subsectionPré Tosse no Sinal de EMG da Amanda

Como visto na Figura 23 na classificação de pré tosse a configuração de 300ms e 5 bandas continua sendo a que possibilita o melhor desempenho do classificador binário no sinal de EMG trabalhado. Foi realizada a variação de duração de pré tosse para a Amanda de 1 segundo e de 0,5 segundo, Figura 23, e verificou-se que nesse exemplo a melhor duração foi de 1s. Nota-se dessa forma que o evento anterior ao pico de tosse na eletromiografia em questão possui duração em torno de 1s, e por isso quando determinado uma duração menor é causada maior confusão no classificador.

Por meio dos resultados numéricos descritos nas tabelas do Anexo B, pode-se também perceber que a combinação de canais que apresenta menor distância do ponto de classificação perfeita no caso da Amanda é a junção do canal 3 e 2, seguido do canal 2 sozinho, para realizar a diferenciação de pré tosse.

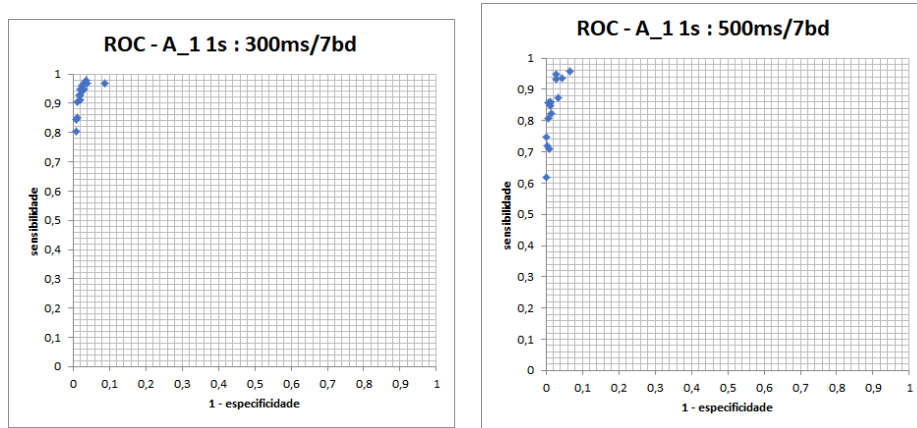
4.2.1 Pré Tosse no Sinal de EMG do Assis

Como visto na Figura 25 na classificação de pré tosse a configuração de 300ms e 5 bandas continua sendo a que possibilita o melhor desempenho no sinal do Assis, em consonância com os outros sinais. Foi realizada a variação de duração de pré tosse de 1,5 segundos, 1 segundo, 0,5 segundo, como pode-se verificar na Figura 26. Nota-se que a duração de 1 segundo de pré tosse foi a de melhores resultados, considerando a distância ao ponto (0,1).

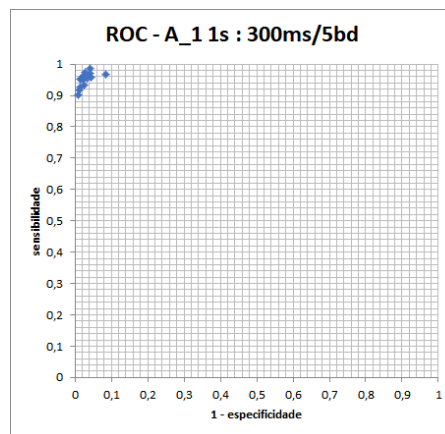
De acordo com as tabelas em anexo já mencionadas, é cabível ressaltar que a combinação de canais que apresentam melhores informações para a identificação da pré tosse é o canal 2 sozinho, seguido do canal 1.

4.2.2 Pré Tosse no Sinal de EMG do Chico

Como visto na Figura 27 na classificação de pré tosse a configuração de 500ms e 7 bandas é a melhor configuração para diferenciar a pré tosse de 1 segundo, mesmo sendo a configuração 300ms e 5 bandas sendo a melhor na identificação da tosse e não tosse. No sinal de EMG do Chico foi classificada a pré tosse com apenas meio segundo e um



(a) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas
 (b) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas



(c) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

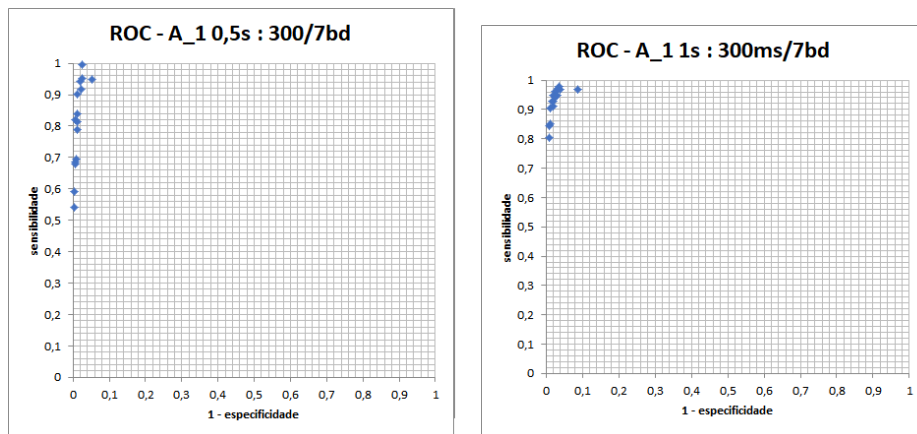
Figura 23 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Amanda.

segundo, e a primeira classificação mostrou mais específica, apesar do nível de sensibilidade ser muito próximo nas duas situações.

Pode-se também salientar que o canal 4 sozinho, seguido da combinação do canal 4 com o 3, diferencia melhor as pré tosses no sinal de EMG do Chico. Os valores numéricos podem ser verificados nas tabelas do Anexo B.

4.2.3 Pré Tosse no Sinal de EMG do Idalmo

Para a classificação de 1 segundo de pré tosse, como evidenciado na Figura 29, a configuração de 300ms e 5 bandas de frequência permanece oferecendo melhores características para o classificador, resultando em melhor desempenho. Ressaltando que foi observado o mesmo no caso da classificação da tosse, no sinal de EMG do voluntário



(a) Classificadores do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas
 (b) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Figura 24 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Amanda.

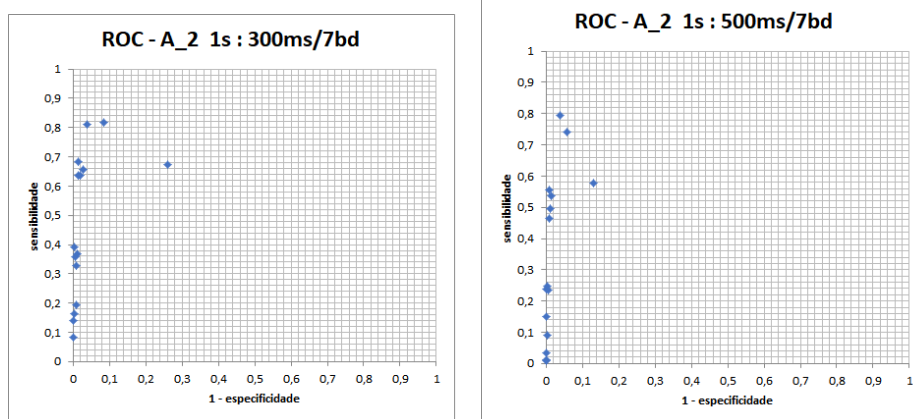
Idalmo.

Além disso, nos testes feitos no EMG do Idalmo, as melhores durações de pré tosse foram de 0,5s e 1s. Nessas duas situações a distância ao ponto (0,1) no plano da ROC é quase a mesma 0,042 e 0,041, respectivamente. No entanto o melhor desempenho ainda é com 1s de duração de pré tosse. No sinal de EMG do Idalmo o canal de EMG que melhor apresenta a pré tosse é o canal 4 sozinho, seguido do canal 3.

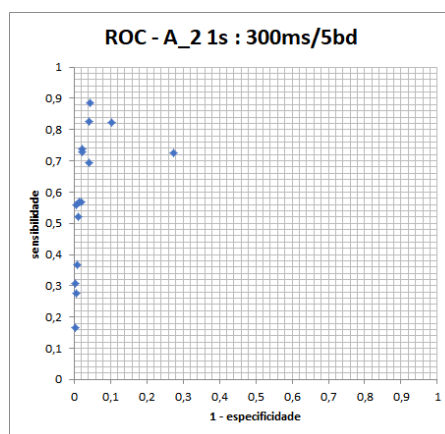
4.2.4 Pré Tosse no Sinal de EMG do Yugo

A partir da observação dos gráficos de ROC é possível identificar qual a duração de pré tosse que foi melhor diferenciada do restante do sinal, tanto respiração, quanto tosse e eventos adventícios também. Utilizando a mesma configuração de extração de características, 300ms para janelamento e 7 bandas de frequência para compor as características de energia em bandas do sinal, pode-se ver que conforme a duração de pré tosse adotada vai aumentando, o classificador perde em especificidade, como ilustra a Figura 32. Isso quer dizer que conforme a classe de pré tosse considera amostras mais distantes do pico de tosse, mais é possível confundir essa classe com o a que representa o restante do sinal.

Outro aspecto importante a ser apontado é que o desempenho do classificador diante de uma pré tosse de 1s é melhor quesito sensibilidade que o de um classificador de 0,5s, considerando o maior valor de sensibilidade atingida. Por isso, considerando a distância euclidiana das representações de classificação, o melhor resultado para pré tosse no sinal do Yugo foi o de 1s. Considerando dessa maneira a duração de pré tosse de 1 segundo, foram feitos testes com as outras configurações de extração de características, conforme mostra a Figura 31. Percebeu-se que na pré de 1 s do sinal de EMG do Yugo a classificação pode ser melhor se forem usadas 5 bandas de frequência e um janelamento



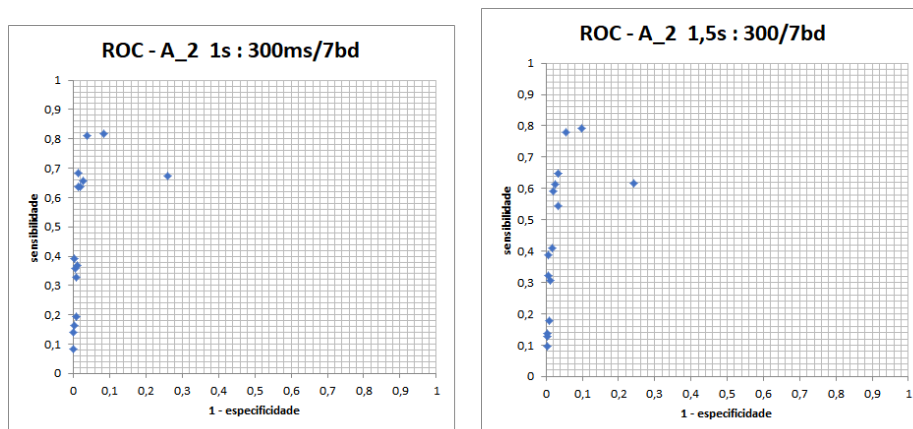
(a) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas
 (b) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas



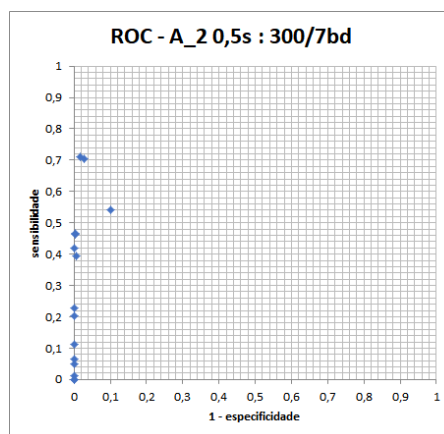
(c) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

Figura 25 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Assis.

com 300ms de janela.

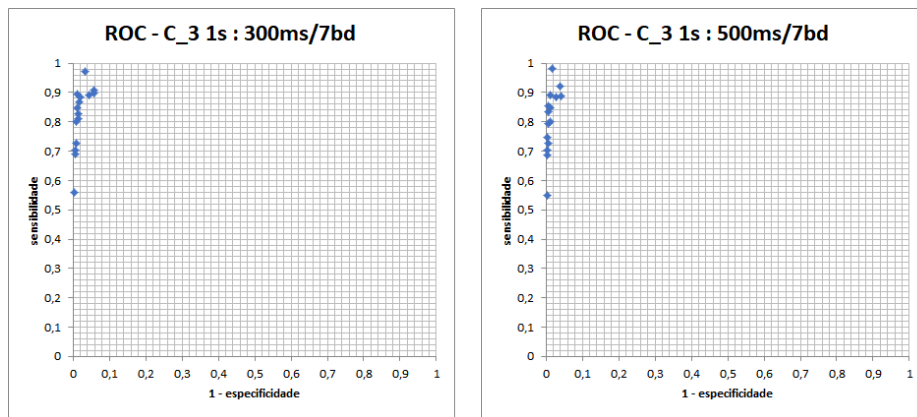


(a) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas
 (b) Classificadores do experimento de 1,5 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

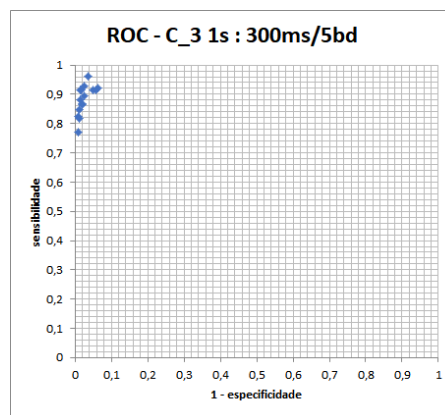


(c) Classificadores do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Figura 26 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Assis.

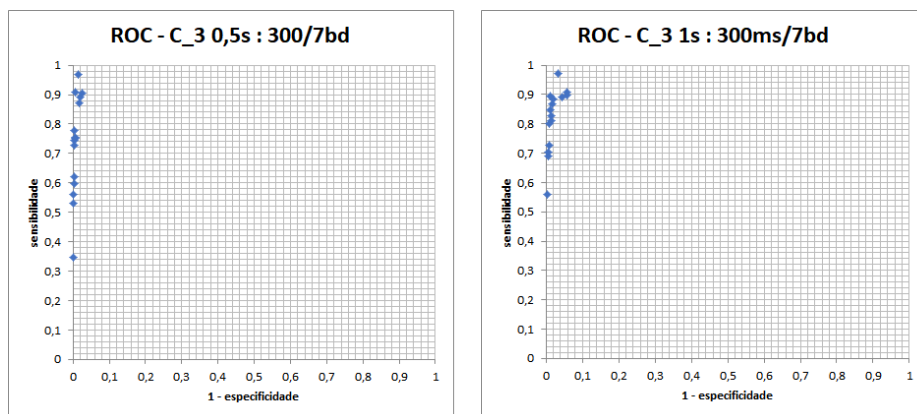


(a) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas
 (b) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas



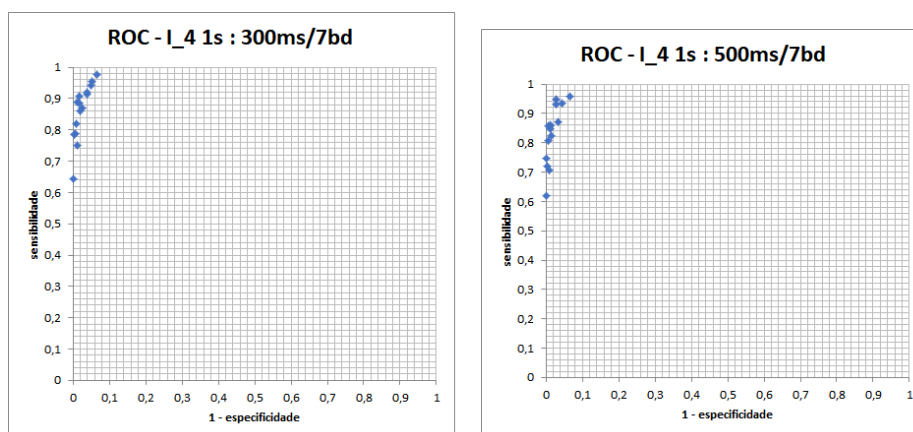
(c) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

Figura 27 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Chico.

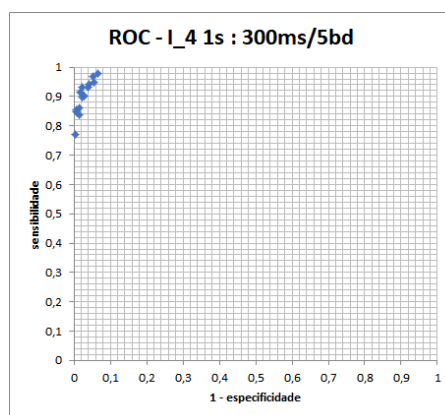


(a) Classificadores do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas
 (b) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Figura 28 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Chico.

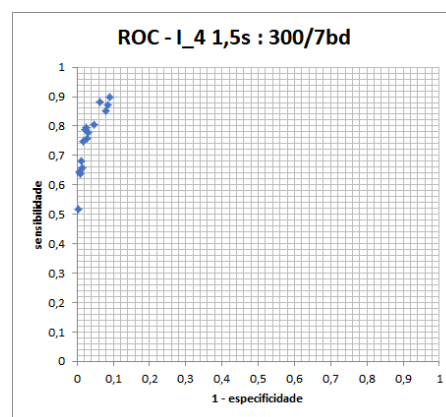
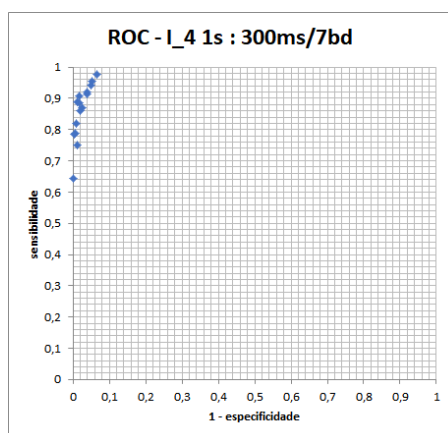


(a) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas
 (b) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas



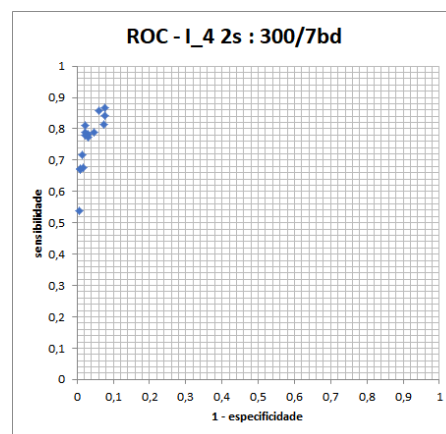
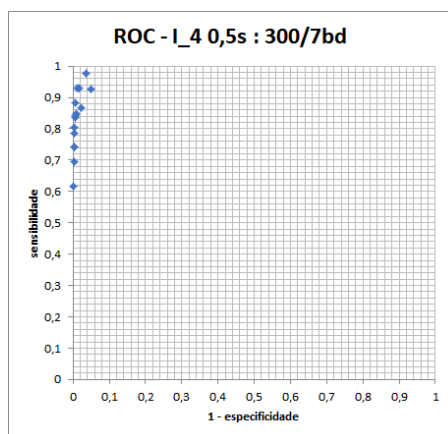
(c) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

Figura 29 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Idalmo.



(a) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

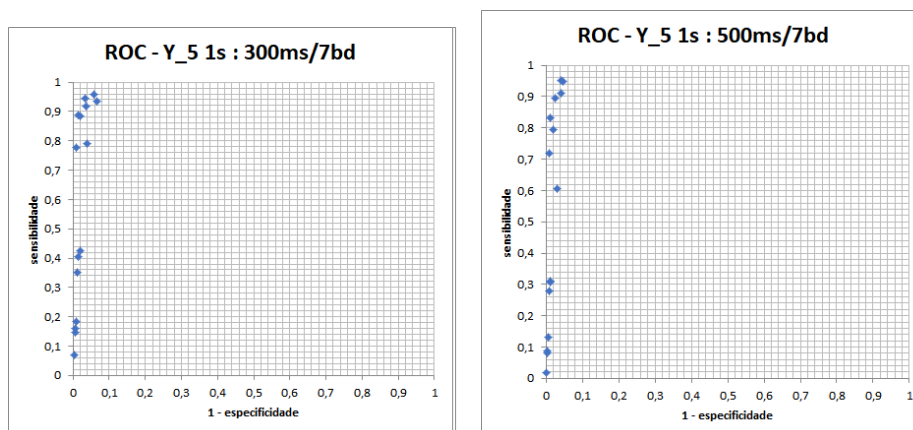
(b) Classificadores do experimento de 1,5 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas



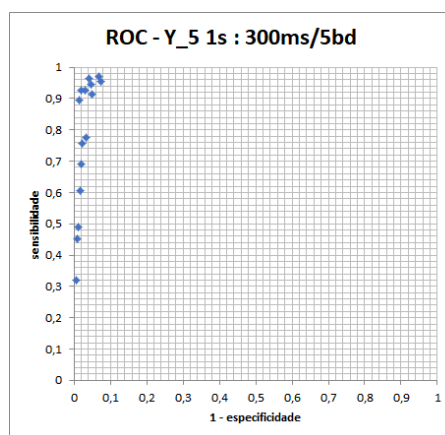
(c) Classificadores do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

(d) Classificadores do experimento de 2 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Figura 30 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Idalmo.

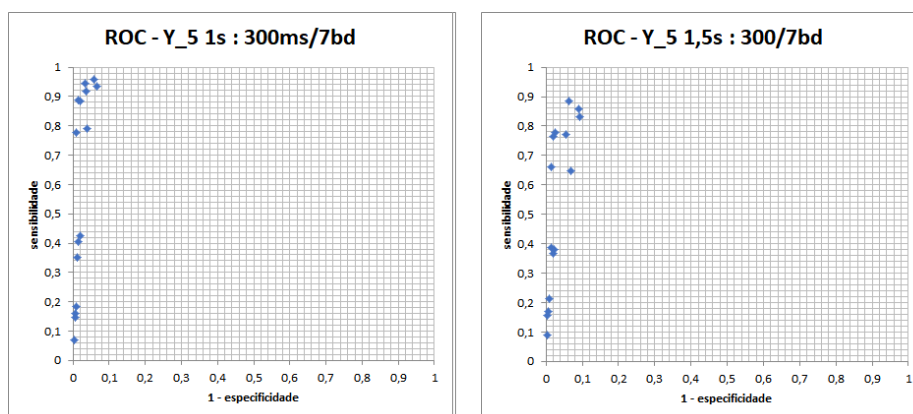


(a) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas
 (b) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas



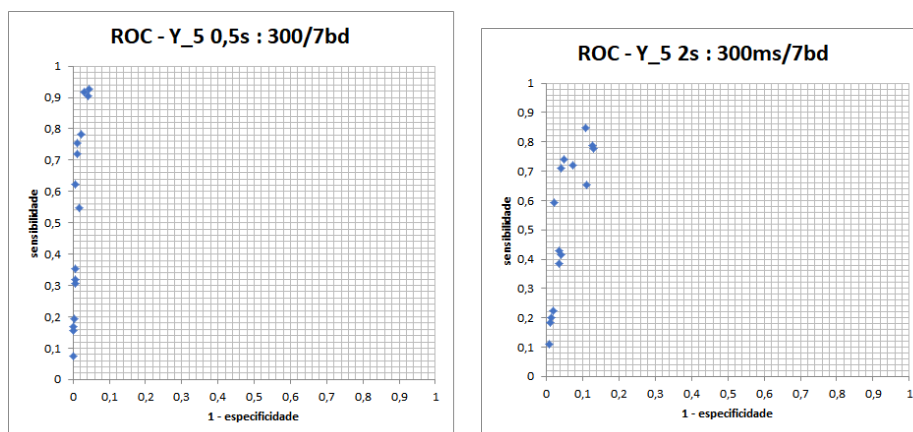
(c) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

Figura 31 – Resultado de diferentes extrações de características para 1s de durações de pré tosse no sinal de Yugo.



(a) Classificadores do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

(b) Classificadores do experimento de 1,5 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas



(c) Classificadores do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

(d) Classificadores do experimento de 2 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Figura 32 – Resultado de diferentes durações de pré tosse no sinal de Yugo.

5 Conclusão

Diante do que foi discutido no capítulo anterior, os experimentos de classificação realizados com a SVM possibilitaram a identificação dos sinais de EMG de tosse e não tosse, bem como dos de pré tosse e não pré tosse. O desempenho das classificações variaram de acordo com os canais de EMG analisados, com o método de extração de características e, no caso da pré tosse, com a duração do trecho de sinal considerado como pré tosse.

Os exemplos de EMG trabalhados possuíam heterogeneidade quanto ao ambiente de aquisição, tipo de lesão, altura e complexidade, e a respectiva condição orgânica de cada voluntário. Mesmo assim, a SVM conseguiu identificar o evento anterior à tosse com sensibilidade de 88,7% e especificidade de 95,6%, no pior caso entre os participantes. Para os cinco sinais de EMG analisados dos respectivos voluntários participantes, a combinação de características que demonstrou melhor desempenho dentre as trabalhadas foi a de 300ms para o janelamento e 5 bandas de frequência para o cálculo de energia em bandas compondo sete características para a etapa da classificação, em conjunto com os valores eficazes e frequências médias de cada janela.

Apesar dos resultados de classificação terem comportamento análogo entre os sinais de alguns voluntários, não é possível estabelecer correlações fisiológicas com o desempenho do classificador no momento. Isso deve-se ao fato de que cada lesão medular se manifesta de maneira singular em cada indivíduo, sendo a condição orgânica do paciente dependente de diferentes variáveis além do nível da lesão e extensão, como a idade da lesão e o tratamento fisioterápico desenvolvido.

Por fim, ainda não é possível determinar a detecção de intenção de tosse por tratar-se de um estudo primário experimental com amostra limitada. Os exemplos estudados envolveram somente tosse e respiração, adquiridos em um protocolo que compreendia tosses ensaiadas em indivíduos sem restrições pulmonares. Do mesmo modo, não foram, nesse momento, analisados exemplos de sinais de eletromiografia de tosse em meio a situações rotineiras, como fala, espirros e deglutição de alimentos.

Sugere-se para trabalhos futuros o uso de outros tipos de algoritmos de aprendizado de máquina, tal como variações de técnicas de classificação com a SVM, por exemplo SVM multi classe e os métodos ensemble. Pode-se utilizar, ademais, balanceamento de classes na fase de validação, uma vez que, ao usar a sensibilidade e a especificidade como métricas de evolução dos classificadores a relevância da quantidade de erros em cada classe se altera conforme o número de exemplos totais das classes em questão.

Referências

- 1 LECUN, Y. et al. Gradient-based learning applied to document recognition. In: *Proceedings of the IEEE*. [S.l.: s.n.], 1998. p. 2278–2324. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 24.
- 2 BENGIO, Y.; COURVILLE, A. C.; VINCENT, P. Unsupervised feature learning and deep learning: A review and new perspectives. *CoRR*, abs/1206.5538, 2012. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1206.5538>>. Citado 3 vezes nas páginas 9, 24 e 25.
- 3 ZHOU, Z. H. Introduction. In: *Ensemble Methods: Foundations and Algorithms*. [S.l.: s.n.], 2012. v. 1, p. 1–20. Citado 7 vezes nas páginas 9, 23, 25, 26, 27, 33 e 42.
- 4 FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, Elsevier Science Inc., New York, NY, USA, v. 27, n. 8, p. 861–874, jun. 2006. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>>. Citado 4 vezes nas páginas 9, 28, 29 e 30.
- 5 MERLETTI, R.; PARKER, P.; PARKER, P. *Electromyography: Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications*. Wiley, 2004. (IEEE Press Series on Biomedical Engineering). ISBN 9780471675808. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=SQthgVMil3YC>>. Citado 4 vezes nas páginas 13, 22, 23 e 36.
- 6 BENYUS, J. *Biomimética: inovação inspirada pela natureza*. Cultrix, 2007. ISBN 9788531607967. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=K_Wijel87esC>. Citado na página 13.
- 7 CHENG, P.; CHEN, C. L.; WANG C. M. AND CHUNG, C. Y. Effect of neuromuscular electrical stimulation on cough capacity and pulmonary function in patients with acute cervical cord injury. *Journal of Rehabilitation Medicine*, v. 38, p. 32–6, 2006. Citado na página 14.
- 8 SPIVAK, E. e. a. Electromyographic signal-activated functional electrical stimulation of abdominal muscles: the effect on pulmonary function in patients with tetraplegia. *Spinal Cord*, v. 45, p. 491–495, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 31.
- 9 IHASHI T. NAGASE, T. T. K. Cough assist using EMG triggered neuromuscular electrical stimulation to abdominal muscles—a preliminary study with healthy people. *World Confederation for Physical Therapy Congress 2015*, v. 101, p. 816–826, May 2015. Citado na página 14.
- 10 ZHANG, Q. et al. Fes-induced torque prediction with evoked EMG sensing for muscle fatigue tracking. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, v. 16, n. 5, p. 816–826, Oct 2011. ISSN 1083-4435. Citado na página 14.
- 11 CRAM, J. *Cram's introduction to surface electromyography*. 2nd. ed. [S.l.]: Jones and Bartlett Publishers, 2011. ISBN 9780763732745. Citado na página 22.
- 12 Introduction to semi-supervised learning. In: CHAPELLE, O.; SCHÖLKOPF, B.; ZIEN, A. (Ed.). *Semi-supervised Learning*. Cambridge, MA: MIT Press, 2006. p. 1–12. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 25.

- 13 HU, H. et al. Toward scalable systems for big data analytics: A technology tutorial. *IEEE Access*, v. 2, p. 652–687, 2014. Citado na página 24.
- 14 SUTTON, R. S.; BARTO, A. G. *Introduction to Reinforcement Learning*. 1st. ed. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1998. ISBN 0262193981. Citado na página 25.
- 15 KOHAVI, R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In: *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1995. (IJCAI'95), p. 1137–1143. ISBN 1-55860-363-8. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1643031.1643047>>. Citado 3 vezes nas páginas 25, 26 e 42.
- 16 DIETTERICH, T. G. Approximate statistical tests for comparing supervised classification learning algorithms. *Neural Computation*, v. 10, p. 1895–1923, 1998. Citado na página 26.
- 17 LEE, Y.; LIN, Y.; WAHBA, G. Multicategory support vector machines. *Journal of the American Statistical Association*, Taylor and Francis, v. 99, n. 465, p. 67–81, 2004. Citado na página 27.
- 18 AIZERMAN, M. e. a. Theoretical foundations of the potential function method in pattern recognition learning. *Automation and Remote Control*, v. 25, p. 821–837, 1964. Citado na página 27.
- 19 MONICO, J. F.; POZ, A. D.; OLIVEIRA, M. G. e M. SANTOS e L. Acuracia e precisão: Revendo os conceitos de forma acurada. *Boletim de Ciências Geodésicas*, v. 15, n. 3, 2009. Citado na página 28.
- 20 ZHOU, Z. H. Advanced topics. In: *Ensemble Methods: Foundations and Algorithms*. [S.l.: s.n.], 2012. v. 1, p. 157–186. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 30.
- 21 DETROYER A.; ESTENNE, M. Mechanism of active expiration in tetraplegic subjects. *The New England Journal of Medicine*, v. 20, p. 740–744, 1986. Citado na página 31.

Apêndices

APÊNDICE A – Tabelas de Resultados da Classificação de Tosse

No capítulo constam as tabelas com as métricas resultantes dos experimentos realizados. Para cada configuração testada tanto na classificação de tosse, quanto na classificação de pré tosse são apresentadas as tabelas referentes aos gráficos de ROC quanto as matrizes de confusão. Os dados foram subdivididos de acordo com o participante, e são apresentados na ordem de experimentação: 1º Experimento - 500ms/7 bandas, 2º Experimento - 300ms/7 bandas e 3º Experimento - 300ms/5 bandas. Observa-se também que os resultados em cada tabela são apresentados em ordem decrescente de distância ao ponto de classificação perfeita, ou seja, do melhor para o pior resultado de acordo com o critério de comparação adotado.

A.1 Tosse no Sinal de EMG A1

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,977778	0,965629	0,034371	0,040929
1	0,957407	0,988818	0,011182	0,044036
3	0,959259	0,970323	0,029677	0,050404
2	0,940741	0,987204	0,012796	0,060625
4; 1	0,931481	0,994384	0,005616	0,068748
4; 3	0,916667	0,977256	0,022744	0,086381
4; 2	0,905556	0,994335	0,005665	0,094614
2; 1	0,901852	0,995405	0,004595	0,098256
3; 1	0,877778	0,992951	0,007049	0,122425
4; 2; 1	0,846296	0,997332	0,002668	0,153727
3; 2	0,825926	0,995208	0,004792	0,17414
4; 3; 1	0,794444	0,997134	0,002866	0,205576
4; 3; 2	0,724074	0,997069	0,002931	0,275941
3; 2; 1	0,703704	0,998057	0,001943	0,296303
4; 3; 2; 1	0,546296	0,998682	0,001318	0,453706

Tabela 1 – Resultados para primeiro teste: 500ms e 7 bandas, participante A1

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,978125	0,988741	0,011259	0,024603
2	0,954167	0,985004	0,014996	0,048224
3	0,944792	0,969069	0,030931	0,063283
4	0,982292	0,936467	0,063533	0,065955
4; 3	0,907292	0,975998	0,024002	0,095765
2; 1	0,890625	0,994672	0,005328	0,109505
4; 2	0,8875	0,992774	0,007226	0,112732
4; 1	0,883333	0,994731	0,005269	0,116786
3; 2	0,88125	0,993792	0,006208	0,118912
3; 1	0,872917	0,993565	0,006435	0,127246
4; 3; 2	0,746875	0,996698	0,003302	0,253147
4; 2; 1	0,736458	0,998082	0,001918	0,263549
4; 3; 1	0,736458	0,996273	0,003727	0,263568
3; 2; 1	0,665625	0,997568	0,002432	0,334384
4; 3; 2; 1	0,509375	0,998962	0,001038	0,490626

Tabela 2 – Resultados para segundo teste: 300ms e 7 bandas, participante A1.

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,977083	0,987999	0,012001	0,025869
2	0,95	0,985073	0,014927	0,052181
4	0,975	0,939452	0,060548	0,065506
3	0,94375	0,964769	0,035231	0,066372
4; 3	0,939583	0,971441	0,028559	0,066826
4; 2	0,920833	0,990372	0,009628	0,07975
3; 2	0,910417	0,991232	0,008768	0,090011
3; 1	0,897917	0,992873	0,007127	0,102332
4; 1	0,89375	0,994148	0,005852	0,106411
2; 1	0,89375	0,993762	0,006238	0,106433
4; 3; 2	0,789583	0,994781	0,005219	0,210481
4; 3; 1	0,772917	0,995403	0,004597	0,22713
4; 2; 1	0,740625	0,997766	0,002234	0,259385
3; 2; 1	0,710417	0,996916	0,003084	0,2896
4; 3; 2; 1	0,53125	0,998122	0,001878	0,468754

Tabela 3 – Resultados para terceiro teste: 300ms e 5 bandas, participante A1.

A.2 Tosse no Sinal de EMG A2

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,76	0,994958	0,005042	0,240053
4	0,683333	0,997708	0,002292	0,316675
2	0,666667	0,994541	0,005459	0,333378
3	0,603333	0,997805	0,002195	0,396673
3; 2	0,18	0,999792	0,000208	0,82
3; 1	0,173333	0,999889	0,000111	0,826667
2; 1	0,173333	0,998264	0,001736	0,826668
4; 1	0,06	0,999847	0,000153	0,94
4; 2	0,05	0,99975	0,00025	0,95
4; 3	0,033333	0,999736	0,000264	0,966667
4; 3; 2; 1	0	1	0	1
3; 2; 1	0	1	0	1
4; 3; 2	0	1	0	1
4; 3; 1	0	1	0	1
4; 2; 1	0	0,999889	0,000111	1

Tabela 4 – Resultados para primeiro teste: 500ms e 7 bandas, participante A2

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3	0,798113	0,997266	0,002734	0,201905
2	0,777358	0,993748	0,0062516	0,222729
1	0,722642	0,995649	0,0043511	0,277393
4	0,633962	0,997649	0,0023506	0,366045
3; 2	0,301887	0,999767	0,0002334	0,698113
2; 1	0,245283	0,9985	0,0015004	0,754718
4; 3	0,224528	0,999558	0,0004418	0,775472
3; 1	0,192453	0,999742	0,0002584	0,807547
4; 2	0,167925	0,999792	0,0002084	0,832075
4; 1	0,066038	0,999842	0,0001584	0,933962
4; 3; 2	0,015094	1	0	0,984906
4; 3; 2; 1	0	1	0	1
4; 3; 1	0	1	0	1
4; 2; 1	0	0,999933	0,000067	1
3; 2; 1	0	0,999925	0,000075	1

Tabela 5 – Resultados para segundo teste: 300ms e 7 bandas, participante A2.

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3	0,924528	0,996116	0,003884	0,075572
2	0,835849	0,990481	0,009519	0,164427
4	0,775472	0,997349	0,002651	0,224544
1	0,739623	0,995024	0,004976	0,260425
3; 2	0,469811	0,999208	0,000792	0,530189
2; 1	0,367925	0,999283	0,000717	0,632076
4; 3	0,350943	0,999025	0,000975	0,649057
4; 2	0,339623	0,999708	0,000292	0,660377
3; 1	0,254717	0,999442	0,000558	0,745283
4; 1	0,192453	0,999625	0,000375	0,807547
4; 3; 2	0,054717	0,999917	0,000083	0,945283
4; 3; 1	0,030189	0,999925	0,000075	0,969811
4; 3; 2; 1	0	0,999917	0,000083	1
4; 2; 1	0	0,999867	0,000133	1
3; 2; 1	0	0,999767	0,000233	1

Tabela 6 – Resultados para terceiro teste: 300ms e 5 bandas, participante A2.

A.3 Tosse no Sinal de EMG C3

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,975472	0,994326	0,005674	0,025176
4	0,966667	0,979489	0,020511	0,039139
4; 1	0,94717	0,997328	0,002672	0,052898
2	0,945912	0,981126	0,018874	0,057286
2; 1	0,933962	0,997989	0,002011	0,066068
3	0,915723	0,955559	0,044441	0,095276
4; 2	0,902516	0,996438	0,003562	0,097549
4; 3	0,9	0,986642	0,013358	0,100888
3; 1	0,898742	0,996754	0,003246	0,10131
3; 2	0,887421	0,991008	0,008992	0,112937
4; 3; 1	0,843396	0,997702	0,002298	0,156621
3; 2; 1	0,82956	0,998262	0,001738	0,170449
4; 3; 2	0,822013	0,997544	0,002456	0,178004
4; 2; 1	0,805031	0,998736	0,001264	0,194973
4; 3; 2; 1	0,700629	0,999124	0,000876	0,299372

Tabela 7 – Resultados para primeiro teste: 500ms e 7 bandas, participante C3

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,982692	0,991809	0,008191	0,019148
4	0,951538	0,980319	0,019681	0,052306
4; 1	0,946923	0,997683	0,002317	0,053127
2; 1	0,940385	0,998165	0,001835	0,059644
2	0,944231	0,972696	0,027304	0,062094
3; 1	0,931538	0,997071	0,002929	0,068524
3	0,919231	0,961059	0,038941	0,089666
4; 3	0,896154	0,9877	0,0123	0,104572
4; 2	0,892692	0,995556	0,004444	0,1074
4; 3; 1	0,870769	0,998183	0,001817	0,129244
3; 2	0,867308	0,989742	0,010258	0,133088
3; 2; 1	0,858077	0,998975	0,001025	0,141927
4; 3; 2	0,818462	0,998028	0,001972	0,181549
4; 2; 1	0,812308	0,998941	0,001059	0,187695
4; 3; 2; 1	0,713077	0,999363	0,000637	0,286924

Tabela 8 – Resultados para segundo teste: 300ms e 7 bandas, participante C3.

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,988462	0,991869	0,008131	0,014116
4; 1	0,973077	0,997287	0,002713	0,027059
2; 1	0,964231	0,99764	0,00236	0,035847
4	0,968462	0,972394	0,027606	0,041913
2	0,953846	0,968613	0,031387	0,055815
3; 1	0,94	0,996503	0,003497	0,060102
4; 2	0,925385	0,992429	0,007571	0,074999
3	0,938462	0,953764	0,046236	0,076972
4; 3	0,921923	0,982438	0,017562	0,080028
4; 2; 1	0,914231	0,998613	0,001387	0,08578
3; 2; 1	0,903077	0,998605	0,001395	0,096933
4; 3; 1	0,902692	0,997933	0,002067	0,09733
3; 2	0,902308	0,984444	0,015556	0,098923
4; 3; 2	0,866154	0,996701	0,003299	0,133887
4; 3; 2; 1	0,838846	0,99907	0,00093	0,161157

Tabela 9 – Resultados para terceiro teste: 300ms e 5 bandas, participante C3.

A.4 Tosse no Sinal de EMG I4

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,997297	0,98358	0,01642	0,016641
2; 1	0,97973	0,996249	0,003751	0,020614
2	0,981081	0,988829	0,011171	0,021971
4	0,97027	0,968197	0,031803	0,043535
4; 1	0,951351	0,994916	0,005084	0,048914
3	0,97027	0,958342	0,041658	0,051179
4; 2	0,940541	0,994258	0,005742	0,059736
3; 2	0,939189	0,99434	0,00566	0,061074
3; 1	0,918919	0,994061	0,005939	0,081298
4; 3	0,902703	0,980076	0,019924	0,099316
3; 2; 1	0,897297	0,997088	0,002912	0,102744
4; 3; 2	0,882432	0,995492	0,004508	0,117654
4; 2; 1	0,867568	0,997104	0,002896	0,132464
4; 3; 1	0,840541	0,995837	0,004163	0,159514
4; 3; 2; 1	0,789189	0,997483	0,002517	0,210826

Tabela 10 – Resultados para primeiro teste: 500ms e 7 bandas, participante I4.

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,990551	0,984566	0,015434	0,018097
2	0,983465	0,986906	0,013094	0,021092
4	0,979528	0,972312	0,027688	0,034435
2; 1	0,948819	0,996672	0,003328	0,051289
3	0,967717	0,954123	0,045877	0,056098
3; 2	0,940157	0,99531	0,00469	0,060026
4; 1	0,937008	0,995339	0,004661	0,063164
3; 1	0,922835	0,994105	0,005895	0,07739
4; 3	0,919685	0,982542	0,017458	0,082191
4; 2	0,915748	0,993848	0,006152	0,084476
4; 3; 2	0,868504	0,996909	0,003091	0,131532
3; 2; 1	0,855906	0,997956	0,002044	0,144109
4; 3; 1	0,83622	0,996544	0,003456	0,163816
4; 2; 1	0,828346	0,998045	0,001955	0,171665
4; 3; 2; 1	0,754331	0,99839	0,00161	0,245675

Tabela 11 – Resultados para segundo teste: 300ms e 7 bandas, participante I4.

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,988976	0,987252	0,012748	0,016853
1	0,988976	0,983164	0,016836	0,020124
4; 1	0,973228	0,994391	0,005609	0,027353
4	0,977165	0,966644	0,033356	0,040424
2; 1	0,951181	0,996435	0,003565	0,048949
3; 1	0,946457	0,993828	0,006172	0,053898
3; 2	0,94252	0,994618	0,005382	0,057732
4; 3	0,945669	0,97951	0,02049	0,058066
4; 2	0,941732	0,993394	0,006606	0,058641
3	0,961417	0,94961	0,05039	0,063465
4; 3; 2	0,901575	0,996198	0,003802	0,098499
4; 3; 1	0,897638	0,996198	0,003802	0,102433
3; 2; 1	0,894488	0,997679	0,002321	0,105537
4; 2; 1	0,885039	0,997837	0,002163	0,114981
4; 3; 2; 1	0,81811	0,998055	0,001945	0,1819

Tabela 12 – Resultados para terceiro teste: 300ms e 5 bandas, participante I4.

A.5 Tosse no Sinal de EMG Y5

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3; 2	0,977519	0,993018	0,006982	0,02354
2	0,99845	0,973485	0,026515	0,02656
4; 2	0,969767	0,9895	0,0105	0,032004
1	0,965891	0,990261	0,009739	0,035472
4; 3	0,964341	0,986186	0,013814	0,038241
4; 3; 2	0,953488	0,994594	0,005406	0,046825
3	0,95814	0,975441	0,024559	0,048533
4	0,953488	0,974939	0,025061	0,052834
2; 1	0,944961	0,994064	0,005936	0,055358
4; 1	0,944961	0,993915	0,006085	0,055374
3; 1	0,926357	0,994377	0,005623	0,073858
4; 2; 1	0,90155	0,995558	0,004442	0,09855
4; 3; 1	0,893023	0,995164	0,004836	0,107086
3; 2; 1	0,884496	0,995789	0,004211	0,115581
4; 3; 2; 1	0,796899	0,996115	0,003885	0,203138

Tabela 13 – Resultados para primeiro teste: 500ms e 7 bandas, participante Y5.

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3; 2	0,963761	0,990341	0,009659	0,037504
2	0,990367	0,962586	0,037414	0,038635
1	0,961009	0,982842	0,017158	0,042599
4	0,96789	0,970215	0,029785	0,043797
4; 2	0,955963	0,984741	0,015259	0,046606
4; 3	0,954128	0,986151	0,013849	0,047917
3	0,961927	0,96627	0,03373	0,050865
4; 3; 2	0,945413	0,993585	0,006415	0,054963
4; 1	0,944954	0,992403	0,007597	0,055568
3; 1	0,929358	0,993153	0,006847	0,070973
2; 1	0,927523	0,993495	0,006505	0,072768
4; 3; 1	0,895872	0,994775	0,005225	0,104259
4; 2; 1	0,892661	0,995386	0,004614	0,107439
3; 2; 1	0,867431	0,995859	0,004141	0,132633
4; 3; 2; 1	0,818807	0,996813	0,003187	0,181221

Tabela 14 – Resultados para segundo teste: 300ms e 7 bandas, participante Y5.

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3; 2	0,977982	0,987798	0,012202	0,025174
1	0,975229	0,980347	0,019653	0,03162
4; 2	0,971101	0,98254	0,01746	0,033764
4; 3; 2	0,965138	0,991572	0,008428	0,035867
4; 1	0,963761	0,98999	0,01001	0,037596
2	0,988073	0,962113	0,037887	0,03972
3	0,981651	0,963433	0,036567	0,040912
4; 3	0,962385	0,979279	0,020721	0,042944
3; 1	0,948624	0,991572	0,008428	0,052063
2; 1	0,940826	0,990748	0,009252	0,059893
4; 3; 1	0,933486	0,993479	0,006521	0,066833
4	0,948624	0,956016	0,043984	0,067632
4; 2; 1	0,913761	0,994123	0,005877	0,086439
3; 2; 1	0,902752	0,995093	0,004907	0,097371
4; 3; 2; 1	0,881651	0,995924	0,004076	0,118419

Tabela 15 – Resultados para terceiro teste: 300ms e 5 bandas, participante Y5.

APÊNDICE B – Tabelas de Resultados da Classificação de Pré Tosse

O capítulo apresenta os resultados das métricas retiradas para cada experimentação de detecção de pré tosse. Os dados foram subdivididos de acordo com o participante, como no Apêndice A, e são apresentados na ordem de experimentação. Observa-se também que os resultados em cada tabela são apresentados em ordem decrescente de distância ao ponto de classificação perfeita, ou seja, do melhor para o pior resultado de acordo com o critério de comparação adotado.

B.1 Pré Tosse no Sinal de EMG A1

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,918961	0,981429	0,018571	0,08314
4; 1	0,909091	0,99131	0,00869	0,091324
4; 2	0,90961	0,986069	0,013931	0,091457
2	0,901299	0,974194	0,025806	0,102019
3; 1	0,894805	0,992388	0,007612	0,10547
4; 3	0,884675	0,971802	0,028198	0,118722
2; 1	0,88026	0,990109	0,009891	0,120148
3; 2	0,88	0,988298	0,011702	0,120569
4; 3; 2	0,878701	0,992653	0,007347	0,121521
4	0,908052	0,918683	0,081317	0,122747
4; 3; 1	0,870649	0,996184	0,003816	0,129407
3	0,868571	0,967213	0,032787	0,135457
4; 2; 1	0,850649	0,996489	0,003511	0,149392
3; 2; 1	0,846234	0,996377	0,003623	0,153809
4; 3; 2; 1	0,763636	0,997537	0,002463	0,236376

Tabela 16 – Métricas do experimento de 2 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,968966	0,984912	0,015088	0,034508
3	0,961379	0,978623	0,021377	0,044142
2	0,957586	0,982362	0,017638	0,045935
3; 1	0,951034	0,99228	0,00772	0,04957
4; 3	0,952759	0,980679	0,019321	0,05104
4; 2	0,945862	0,98972	0,01028	0,055105
3; 2	0,943793	0,991715	0,008285	0,056814
4; 1	0,941034	0,992048	0,007952	0,059499
4; 3; 2	0,927931	0,993701	0,006299	0,072344
2; 1	0,923448	0,993167	0,006833	0,076856
4	0,957586	0,933018	0,066982	0,079282
4; 3; 1	0,912759	0,995072	0,004928	0,08738
3; 2; 1	0,891379	0,995918	0,004082	0,108697
4; 2; 1	0,863448	0,995918	0,004082	0,136613
4; 3; 2; 1	0,798621	0,996916	0,003084	0,201403

Tabela 17 – Métricas do experimento de 1,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,977922	0,963267	0,036733	0,042857
4;3	0,970779	0,96534	0,03466	0,045334
3;2	0,961039	0,975203	0,024797	0,046183
3	0,968831	0,960605	0,039395	0,050234
3;1	0,949351	0,979854	0,020146	0,054509
1	0,946753	0,968955	0,031045	0,061636
4;2	0,941558	0,975063	0,024937	0,063539
4;1	0,929221	0,984057	0,015943	0,072553
4;3;2	0,928571	0,979826	0,020174	0,074223
2;1	0,91039	0,979266	0,020734	0,091978
4	0,966883	0,913757	0,086243	0,092382
4;3;1	0,905844	0,987195	0,012805	0,095023
3;2;1	0,850649	0,987279	0,012721	0,149891
4;2;1	0,844805	0,991314	0,008686	0,155438
4;3;2;1	0,802597	0,992127	0,007873	0,19756

Tabela 18 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3	0,995789	0,973866	0,026134	0,026471
2	0,951579	0,974953	0,025047	0,054516
4; 3	0,943158	0,978847	0,021153	0,06065
4	0,948421	0,94786	0,05214	0,073341
1	0,917895	0,978551	0,021449	0,084861
3; 2	0,901053	0,988079	0,011921	0,099663
4; 2	0,838947	0,987585	0,012415	0,16153
4; 3; 2	0,821053	0,992893	0,007107	0,179088
3; 1	0,813684	0,988416	0,011584	0,186676
4; 1	0,788421	0,987991	0,012009	0,21192
2; 1	0,694737	0,990412	0,009588	0,305414
3; 2; 1	0,686316	0,993822	0,006178	0,313745
4; 3; 1	0,68	0,993041	0,006959	0,320076
4; 2; 1	0,592632	0,995008	0,004992	0,407399
4; 3; 2; 1	0,542105	0,996857	0,003143	0,457906

Tabela 19 – Métricas do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4;3	0,983621	0,980366	0,019634	0,025569
3	0,981034	0,979967	0,020033	0,027587
4	0,982759	0,963328	0,036672	0,040523
2	0,964655	0,977171	0,022829	0,042076
1	0,951724	0,978968	0,021032	0,052658
4;1	0,943103	0,991864	0,008136	0,057475
3;2	0,937931	0,987438	0,012562	0,063327
3;1	0,932759	0,988136	0,011864	0,06828
4;2	0,922414	0,988236	0,011764	0,078473
4;3;2	0,892241	0,991581	0,008419	0,108087
2;1	0,887931	0,989268	0,010732	0,112582
4;3;1	0,884483	0,994193	0,005807	0,115663
3;2;1	0,857759	0,992928	0,007072	0,142417
4;2;1	0,849138	0,995441	0,004559	0,150931
4;3;2;1	0,799138	0,995973	0,004027	0,200902

Tabela 20 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3;2	0,974026	0,972065	0,027935	0,038145
2	0,985065	0,95926	0,04074	0,043391
3;1	0,962987	0,975736	0,024264	0,044258
4;1	0,954545	0,982404	0,017596	0,048741
4;2	0,959091	0,972906	0,027094	0,049068
4;3;1	0,951948	0,984618	0,015382	0,050454
4;3	0,970779	0,957719	0,042281	0,051396
4;3;2	0,952597	0,977641	0,022359	0,052411
1	0,954545	0,966265	0,033735	0,056605
3	0,959091	0,95559	0,04441	0,060381
2;1	0,933766	0,975932	0,024068	0,070471
3;2;1	0,925325	0,984646	0,015354	0,076238
4;2;1	0,916234	0,989577	0,010423	0,084412
4	0,966883	0,916335	0,083665	0,089981
4;3;2;1	0,901948	0,990474	0,009526	0,098514

Tabela 21 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

B.2 Pré Tosse no Sinal de EMG A2

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,805405	0,88346	0,11654	0,226823
2	0,772072	0,923018	0,076982	0,240577
1	0,688288	0,951984	0,048016	0,315388
3; 2	0,656757	0,961133	0,038867	0,345437
4; 2	0,603303	0,964658	0,035342	0,398268
3	0,641742	0,780208	0,219792	0,420306
4; 3	0,575075	0,954024	0,045976	0,427405
2; 1	0,466066	0,970991	0,029009	0,534721
4; 3; 2	0,392492	0,986293	0,013707	0,607662
3; 1	0,386186	0,982248	0,017752	0,61407
4; 1	0,34955	0,98777	0,01223	0,650565
3; 2; 1	0,226727	0,987932	0,012068	0,773367
4; 2; 1	0,178979	0,992763	0,007237	0,821053
4; 3; 1	0,167868	0,994214	0,005786	0,832152
4; 3; 2; 1	0,10961	0,995289	0,004711	0,890403

Tabela 22 – Métricas do experimento de 2 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,7788	0,946119	0,053881	0,227668
4	0,7912	0,900602	0,099398	0,231252
1	0,6468	0,96711	0,03289	0,354728
3; 2	0,6144	0,973847	0,026153	0,386486
4; 2	0,5924	0,980475	0,019525	0,408067
3	0,618	0,757034	0,242966	0,452721
4; 3	0,544	0,967678	0,032322	0,457144
2; 1	0,4088	0,982661	0,017339	0,591454
4; 3; 2	0,3868	0,993619	0,006381	0,613233
4; 1	0,3216	0,992305	0,007695	0,678444
3; 1	0,3068	0,988551	0,011449	0,693295
3; 2; 1	0,1784	0,991686	0,008314	0,821642
4; 3; 1	0,1364	0,996729	0,003271	0,863606
4; 2; 1	0,1268	0,995525	0,004475	0,873211
4; 3; 2; 1	0,0956	0,997475	0,002525	0,904404

Tabela 23 – Métricas do experimento de 1,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,810714	0,95995	0,04005	0,193476
4	0,817857	0,916542	0,083458	0,200353
3;2	0,683929	0,984645	0,015355	0,316444
1	0,657738	0,970744	0,029256	0,34351
4;3	0,636905	0,980241	0,019759	0,363632
4;2	0,635119	0,985879	0,014121	0,365154
3	0,672619	0,740769	0,259231	0,417587
4;3;2	0,391071	0,995486	0,004514	0,608945
2;1	0,367262	0,988379	0,011621	0,632845
4;1	0,358333	0,995002	0,004998	0,641686
3;1	0,327976	0,990159	0,009841	0,672096
3;2;1	0,195238	0,991268	0,008732	0,804809
4;2;1	0,164881	0,996735	0,003265	0,835125
4;3;1	0,139881	0,998204	0,001796	0,860121
4;3;2;1	0,082738	0,998001	0,001999	0,917264

Tabela 24 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,709639	0,981884	0,018116	0,290926
4	0,704819	0,972173	0,027827	0,296489
3	0,540964	0,899574	0,100426	0,469893
4; 3	0,46506	0,996482	0,003518	0,534951
3; 2	0,463855	0,997017	0,002983	0,536153
4; 2	0,419277	0,998479	0,001521	0,580725
1	0,393976	0,99339	0,00661	0,60606
4; 3; 2	0,228916	0,999749	0,000251	0,771084
2; 1	0,20241	0,998755	0,001245	0,797591
4; 1	0,110843	0,999708	0,000292	0,889157
3; 1	0,063855	0,999448	0,000552	0,936145
4; 2; 1	0,049398	0,999933	0,000067	0,950602
3; 2; 1	0,013253	0,999883	0,000117	0,986747
4; 3; 2; 1	0	1	0,000000	1
4; 3; 1	0	0,999916	0,000084	1

Tabela 25 – Métricas do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,793	0,960668	0,039332	0,210704
4	0,741	0,943569	0,056431	0,265076
3	0,578	0,868018	0,131982	0,442158
3;2	0,557	0,989662	0,010338	0,443121
1	0,536	0,985229	0,014771	0,464235
4;3	0,495	0,988371	0,011629	0,505134
4;2	0,465	0,991906	0,008094	0,535061
3;1	0,248	0,996788	0,003212	0,752007
4;3;2	0,238	0,998387	0,001613	0,762002
2;1	0,235	0,994179	0,005821	0,765022
4;1	0,15	0,998008	0,001992	0,850002
3;2;1	0,09	0,997545	0,002455	0,910003
4;2;1	0,033	0,998836	0,001164	0,967001
4;3;1	0,012	0,999565	0,000435	0,988
4;3;2;1	0,009	0,999748	0,000252	0,991

Tabela 26 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,886905	0,956264	0,043736	0,121258
1	0,824405	0,959763	0,040237	0,180146
4	0,823214	0,897579	0,102421	0,204312
3;2	0,7375	0,97821	0,02179	0,263403
4;2	0,727976	0,977929	0,022071	0,272918
4;3	0,692857	0,959731	0,040269	0,309771
3	0,725	0,727085	0,272915	0,387437
2;1	0,567262	0,981068	0,018932	0,433152
3;1	0,566667	0,986551	0,013449	0,433542
4;3;2	0,559524	0,992362	0,007638	0,440542
4;1	0,520238	0,988738	0,011262	0,479894
3;2;1	0,368452	0,990034	0,009966	0,631626
4;3;1	0,307738	0,995111	0,004889	0,692279
4;2;1	0,275	0,993627	0,006373	0,725028
4;3;2;1	0,165476	0,996751	0,003249	0,83453

Tabela 27 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

B.3 Pré Tosse no Sinal de EMG C3

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,879609	0,887682	0,112318	0,164649
3; 1	0,743296	0,949531	0,050469	0,261618
2; 1	0,740503	0,95747	0,04253	0,262959
2	0,744972	0,908895	0,091105	0,270812
4; 1	0,689106	0,961753	0,038247	0,313238
4	0,670391	0,947116	0,052884	0,333824
4; 3	0,646089	0,966244	0,033756	0,355517
3	0,652793	0,916305	0,083695	0,357152
4; 2	0,631006	0,980351	0,019649	0,369517
3; 2	0,621229	0,968476	0,031524	0,38008
4; 3; 1	0,584358	0,978153	0,021847	0,416216
3; 2; 1	0,568994	0,979925	0,020075	0,431473
4; 2; 1	0,548603	0,985441	0,014559	0,451631
4; 3; 2	0,54162	0,988125	0,011875	0,458534
4; 3; 2; 1	0,441341	0,987821	0,012179	0,558792

Tabela 28 – Métricas do experimento de 2 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,975676	0,989455	0,010545	0,026512
3	0,864865	0,976609	0,023391	0,137145
4; 3	0,821622	0,992349	0,007651	0,178542
1	0,743243	0,982157	0,017843	0,257376
2	0,686486	0,986039	0,013961	0,313824
3; 1	0,637838	0,994608	0,005392	0,362202
4; 1	0,632432	0,995723	0,004277	0,367592
4; 2	0,532432	0,995892	0,004108	0,467586
3; 2	0,532432	0,993506	0,006494	0,467613
2; 1	0,483784	0,996796	0,003204	0,516226
4; 2; 1	0,459459	0,997318	0,002682	0,540547
4; 3; 2	0,432432	0,998193	0,001807	0,56757
4; 3; 1	0,418919	0,997021	0,002979	0,581089
3; 2; 1	0,310811	0,998631	0,001369	0,689191
4; 3; 2; 1	0,102703	0,999195	0,000805	0,897298

Tabela 29 – Métricas do experimento de 1,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,972472	0,966994	0,033006	0,042979
4;1	0,89382	0,988706	0,011294	0,106779
3	0,907303	0,942086	0,057914	0,109301
4;3	0,885393	0,980874	0,019126	0,116192
1	0,898315	0,943424	0,056576	0,116365
2	0,892135	0,955818	0,044182	0,116563
3;1	0,869101	0,98288	0,01712	0,132014
4;2	0,847753	0,989092	0,010908	0,152637
3;2	0,82809	0,984916	0,015084	0,172571
2;1	0,810112	0,986105	0,013895	0,190395
4;3;1	0,799438	0,991559	0,008441	0,200739
4;3;2	0,728652	0,992094	0,007906	0,271463
3;2;1	0,703371	0,992867	0,007133	0,296715
4;2;1	0,689326	0,994383	0,005617	0,310725
4;3;2;1	0,560674	0,995482	0,004518	0,439349

Tabela 30 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,967045	0,986395	0,013605	0,035653
4; 3	0,906818	0,992921	0,007079	0,09345
3	0,905682	0,975658	0,024342	0,097409
1	0,890909	0,97879	0,02121	0,111134
2	0,871591	0,983237	0,016763	0,129499
4; 2	0,779545	0,996232	0,003768	0,220487
3; 2	0,754545	0,993745	0,006255	0,245534
3; 1	0,75	0,992752	0,007248	0,250105
2; 1	0,745455	0,995502	0,004498	0,254585
4; 1	0,729545	0,995247	0,004753	0,270496
4; 3; 2	0,621591	0,997547	0,002453	0,378417
4; 3; 1	0,597727	0,997046	0,002954	0,402284
3; 2; 1	0,561364	0,997938	0,002062	0,438641
4; 2; 1	0,530682	0,998302	0,001698	0,469321
4; 3; 2; 1	0,347727	0,99899	0,00101	0,652274

Tabela 31 – Métricas do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,981481	0,983231	0,016769	0,024983
1	0,923148	0,960616	0,039384	0,086356
4;3	0,891667	0,988279	0,011721	0,108966
2	0,885185	0,972337	0,027663	0,1181
3	0,888889	0,957878	0,042122	0,118827
4;1	0,855556	0,993013	0,006987	0,144613
3;1	0,849074	0,98768	0,01232	0,151428
4;2	0,834259	0,994567	0,005433	0,16583
3;2	0,8	0,988564	0,011436	0,200327
2;1	0,794444	0,993355	0,006645	0,205663
4;3;2	0,747222	0,996236	0,003764	0,252806
4;3;1	0,728704	0,994881	0,005119	0,271345
3;2;1	0,70463	0,995794	0,004206	0,2954
4;2;1	0,687037	0,996991	0,003009	0,312977
4;3;2;1	0,55	0,997619	0,002381	0,450006

Tabela 32 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,961798	0,964438	0,035562	0,052193
4;3	0,928652	0,973904	0,026096	0,075971
4;1	0,916292	0,982048	0,017952	0,085611
4;2	0,914045	0,984812	0,015188	0,087287
2	0,916292	0,951285	0,048715	0,096851
1	0,920787	0,93638	0,06362	0,101599
3	0,91573	0,943097	0,056903	0,101682
3;1	0,894382	0,974439	0,025561	0,108667
4;3;1	0,880337	0,986328	0,013672	0,120441
3;2	0,867416	0,981082	0,018918	0,133927
2;1	0,865169	0,980591	0,019409	0,136221
4;3;2	0,848315	0,9893	0,0107	0,152062
4;2;1	0,824157	0,99089	0,00911	0,176079
3;2;1	0,819101	0,989018	0,010982	0,181232
4;3;2;1	0,769101	0,992228	0,007772	0,23103

Tabela 33 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

B.4 Pré Tosse no Sinal de EMG I4

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3	0,867857	0,923852	0,076148	0,152513
1	0,856868	0,938766	0,061234	0,15568
4	0,842033	0,923984	0,076016	0,175306
3; 1	0,812088	0,97637	0,02363	0,189392
2	0,81456	0,925945	0,074055	0,19968
4; 1	0,789835	0,977947	0,022053	0,211319
4; 3	0,78956	0,951962	0,048038	0,215853
4; 2	0,781044	0,969141	0,030859	0,22112
2; 1	0,778846	0,978696	0,021304	0,222178
3; 2	0,773077	0,969778	0,030222	0,228927
4; 3; 1	0,716484	0,986673	0,013327	0,28383
4; 3; 2	0,677473	0,982467	0,017533	0,323004
3; 2; 1	0,671429	0,990404	0,009596	0,328712
4; 2; 1	0,668681	0,989808	0,010192	0,331475
4; 3; 2; 1	0,538462	0,993812	0,006188	0,46158

Tabela 34 – Métricas do experimento de 2 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
1	0,882593	0,936328	0,063672	0,133561
3	0,897037	0,909215	0,090785	0,137271
4	0,872222	0,914804	0,085196	0,153576
2	0,851852	0,920643	0,079357	0,168064
4; 3	0,804444	0,952163	0,047837	0,201321
3; 1	0,794815	0,975761	0,024239	0,206612
4; 1	0,788889	0,978165	0,021835	0,212237
3; 2	0,77963	0,970072	0,029928	0,222393
4; 2	0,757037	0,971174	0,028826	0,244667
2; 1	0,74963	0,981821	0,018179	0,251029
4; 3; 1	0,67963	0,987991	0,012009	0,320595
4; 3; 2	0,656667	0,985006	0,014994	0,343661
3; 2; 1	0,644815	0,993059	0,006941	0,355253
4; 2; 1	0,637037	0,992057	0,007943	0,36305
4; 3; 2; 1	0,518889	0,996344	0,003656	0,481125

Tabela 35 – Métricas do experimento de 1,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3	0,977717	0,935516	0,064484	0,068225
4	0,954891	0,948748	0,051252	0,068276
1	0,941304	0,949692	0,050308	0,077305
2	0,921196	0,961884	0,038116	0,087538
4;3	0,914674	0,960709	0,039291	0,093938
4;2	0,907065	0,983282	0,016718	0,094427
2;1	0,889674	0,989022	0,010978	0,110871
3;2	0,88587	0,9823	0,0177	0,115495
3;1	0,871196	0,974673	0,025327	0,131271
4;1	0,861957	0,979006	0,020994	0,139631
4;3;2	0,821196	0,990466	0,009534	0,179058
3;2;1	0,789674	0,994434	0,005566	0,2104
4;2;1	0,785326	0,995397	0,004603	0,214723
4;3;1	0,750543	0,987134	0,012866	0,249788
4;3;2;1	0,644022	0,997958	0,002042	0,355984

Tabela 36 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,977174	0,96417	0,03583	0,042483
1	0,930435	0,989539	0,010461	0,070347
2	0,929348	0,983438	0,016562	0,072567
3	0,928261	0,951171	0,048829	0,08678
4; 2	0,883696	0,993515	0,006485	0,116485
4; 3	0,868478	0,976048	0,023952	0,133685
3; 2	0,847826	0,992246	0,007754	0,152371
4; 1	0,841304	0,99382	0,00618	0,158816
3; 1	0,83587	0,992974	0,007026	0,164281
4; 3; 2	0,804348	0,995887	0,004113	0,195695
2; 1	0,784783	0,995887	0,004113	0,215257
4; 2; 1	0,742391	0,997402	0,002598	0,257622
4; 3; 1	0,742391	0,996103	0,003897	0,257638
3; 2; 1	0,694565	0,997146	0,002854	0,305448
4; 3; 2; 1	0,615217	0,997747	0,002253	0,384789

Tabela 37 – Métricas do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,948148	0,972799	0,027201	0,058553
1	0,932407	0,970946	0,029054	0,073572
4	0,936111	0,954715	0,045285	0,07831
3	0,959259	0,932876	0,067124	0,078521
4;3	0,872222	0,966545	0,033455	0,132085
4;2	0,860185	0,989047	0,010953	0,140243
2;1	0,858333	0,994689	0,005311	0,141766
3;2	0,858333	0,987492	0,012508	0,142218
4;1	0,849074	0,986913	0,013087	0,151492
3;1	0,823148	0,986714	0,013286	0,17735
4;3;2	0,806481	0,993068	0,006932	0,193643
4;2;1	0,748148	0,997717	0,002283	0,251862
3;2;1	0,72037	0,996112	0,003888	0,279657
4;3;1	0,708333	0,991727	0,008273	0,291784
4;3;2;1	0,619444	0,998329	0,001671	0,380559

Tabela 38 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,968478	0,946437	0,053563	0,06215
3	0,979891	0,9349	0,0651	0,068135
4;2	0,933152	0,978082	0,021918	0,070349
4;3	0,942391	0,957608	0,042392	0,071525
1	0,946739	0,945994	0,054006	0,075851
2	0,930435	0,96094	0,03906	0,079781
2;1	0,913587	0,984033	0,015967	0,087876
3;2	0,903804	0,975347	0,024653	0,099305
3;1	0,902174	0,972496	0,027504	0,101619
4;1	0,897826	0,97683	0,02317	0,104768
4;3;2	0,8625	0,985497	0,014503	0,138263
3;2;1	0,855978	0,993201	0,006799	0,144182
4;2;1	0,84837	0,993143	0,006857	0,151785
4;3;1	0,8375	0,98515	0,01485	0,163177
4;3;2;1	0,769565	0,996572	0,003428	0,23046

Tabela 39 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas

B.5 Pré Tosse no Sinal de EMG Y5

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,847458	0,890201	0,109799	0,187949
3	0,787893	0,871051	0,128949	0,248228
4	0,778935	0,870024	0,129976	0,256444
4; 2	0,740678	0,949416	0,050584	0,264209
4; 3	0,721308	0,926108	0,073892	0,288322
3; 2	0,711138	0,958726	0,041274	0,291796
1	0,652542	0,889207	0,110793	0,364694
4; 3; 2	0,592978	0,978241	0,021759	0,407603
2; 1	0,429782	0,963605	0,036395	0,571378
4; 1	0,413801	0,957923	0,042077	0,587707
3; 1	0,383777	0,964483	0,035517	0,617245
4; 3; 1	0,223487	0,981065	0,018935	0,776744
4; 2; 1	0,199758	0,984991	0,015009	0,800383
3; 2; 1	0,184746	0,988859	0,011141	0,81533
4; 3; 2; 1	0,110169	0,991891	0,008109	0,889867

Tabela 40 – Métricas do experimento de 2 segundos de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,886129	0,937106	0,062894	0,130086
3	0,859032	0,908303	0,091697	0,168167
4	0,833226	0,908139	0,091861	0,1904
4;2	0,77871	0,975624	0,024376	0,222629
3;2	0,766129	0,98102	0,01898	0,23464
4;3	0,770968	0,945302	0,054698	0,235473
4;3;2	0,660323	0,986753	0,013247	0,339936
1	0,647097	0,930675	0,069325	0,359648
2;1	0,387742	0,985537	0,014463	0,612429
4;1	0,38	0,977226	0,022774	0,620418
3;1	0,367742	0,980757	0,019243	0,632551
4;3;1	0,212581	0,990342	0,009658	0,787479
4;2;1	0,17	0,994202	0,005798	0,83002
3;2;1	0,154839	0,995261	0,004739	0,845175
4;3;2;1	0,090323	0,996904	0,003096	0,909683

Tabela 41 – Métricas do experimento de 1,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
3;2;1	0,946078	0,967136	0,032864	0,063147
4;3;1	0,959804	0,941799	0,058201	0,070733
4;2	0,919118	0,962556	0,037444	0,089129
4;2;1	0,935294	0,933598	0,066402	0,092715
4;1	0,886765	0,985513	0,014487	0,114158
1	0,885784	0,979093	0,020907	0,116113
4;3;2;1	0,791667	0,960296	0,039704	0,212083
4;3	0,77598	0,989599	0,010401	0,224261
4;3;2	0,425	0,980784	0,019216	0,575321
2;1	0,404902	0,985349	0,014651	0,595278
3;1	0,351471	0,987953	0,012047	0,648641
3	0,182843	0,9915	0,0085	0,817201
4	0,159314	0,994642	0,005358	0,840703
3;2	0,146569	0,994253	0,005747	0,853451
2	0,070098	0,997306	0,002694	0,929906

Tabela 42 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,927184	0,956981	0,043019	0,084574
2	0,918447	0,970217	0,029783	0,086821
3	0,905825	0,957207	0,042793	0,103441
4; 3	0,783495	0,976363	0,023637	0,217791
4; 2	0,754369	0,988379	0,011621	0,245906
3; 2	0,721359	0,988848	0,011152	0,278864
4; 3; 2	0,624272	0,992869	0,007131	0,375796
1	0,548544	0,981458	0,018542	0,451837
4; 1	0,353398	0,992304	0,007696	0,646648
3; 1	0,319417	0,993152	0,006848	0,680617
2; 1	0,307767	0,993935	0,006065	0,69226
4; 3; 1	0,192233	0,996503	0,003497	0,807775
3; 2; 1	0,168932	0,998086	0,001914	0,83107
4; 2; 1	0,15534	0,997779	0,002221	0,844663
4; 3; 2; 1	0,075728	0,999055	0,000945	0,924272

Tabela 43 – Métricas do experimento de 0,5 segundo de pré tosse, com 300ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
4	0,9504	0,958118	0,041882	0,064917
3	0,9472	0,953435	0,046565	0,0704
2	0,9112	0,959137	0,040863	0,097751
4;3	0,8936	0,973405	0,026595	0,109673
3;2	0,8336	0,987035	0,012965	0,166904
4;2	0,7944	0,979881	0,020119	0,206582
4;3;2	0,7176	0,991963	0,008037	0,282514
1	0,6056	0,970174	0,029826	0,395526
4;1	0,3096	0,989139	0,010861	0,690485
3;1	0,3072	0,989424	0,010576	0,692881
2;1	0,2792	0,991759	0,008241	0,720847
4;3;1	0,132	0,993402	0,006598	0,868025
4;2;1	0,0872	0,99666	0,00334	0,912806
3;2;1	0,0816	0,996837	0,003163	0,918405
4;3;2;1	0,0168	0,998425	0,001575	0,983201

Tabela 44 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 500ms e 7 bandas

Combinação de Canais	Sensibilidade	Especificidade	1 - Especificidade	Distância de (0,1)
2	0,964216	0,959398	0,040602	0,05412
4;3	0,945588	0,953951	0,046049	0,071282
3;2	0,927451	0,979632	0,020368	0,075354
4	0,969118	0,930934	0,069066	0,075656
4;2	0,92598	0,969994	0,030006	0,07987
3	0,954902	0,926863	0,073137	0,085923
1	0,913725	0,950584	0,049416	0,099425
4;3;2	0,894608	0,984391	0,015609	0,106542
4;1	0,77549	0,967944	0,032056	0,226787
3;1	0,755882	0,976085	0,023915	0,245286
2;1	0,691176	0,979946	0,020054	0,309474
4;3;1	0,607353	0,981817	0,018183	0,393068
4;2;1	0,489216	0,987848	0,012152	0,510929
3;2;1	0,453431	0,990422	0,009578	0,546653
4;3;2;1	0,318627	0,993774	0,006226	0,681401

Tabela 45 – Métricas do experimento de 1 segundo de pré tosse, com 300ms e 5 bandas