

DIAGNOSIS OF RESPIRATORY DISEASES THROUGH AUSCULTATION

SONIA GUPTA



**BHARTI SCHOOL OF TELECOMMUNICATION
TECHNOLOGY AND MANAGEMENT
INDIAN INSTITUTE OF TECHNOLOGY – DELHI
INDIA
MAY 2024**

© Indian Institute of Technology Delhi (IITD), New Delhi, 2024

DIAGNOSIS OF RESPIRATORY DISEASES THROUGH AUSCULTATION

by

SONIA GUPTA

BHARTI SCHOOL OF TELECOMMUNICATION
TECHNOLOGY AND MANAGEMENT

Submitted

in fulfillment of the requirements of the degree of Doctor of Philosophy
to the



INDIAN INSTITUTE OF TECHNOLOGY – DELHI
INDIA
MAY 2024

Dedicated to

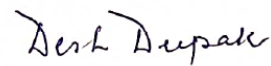
My Family

Certificate

This is to certify that the thesis entitled “**Diagnosis of Respiratory Diseases through Auscultation**” being submitted by **Ms. Sonia Gupta** to the Bharti School of Telecommunication Technology and Management, Indian Institute of Technology Delhi, for the award of the degree of **Doctor of Philosophy** is the record of the bona-fide research work carried out by her under our supervision. In our opinion, the thesis has reached the standards fulfilling the requirements of the regulations relating to the degree.

The results contained in this thesis have not been submitted either in part or in full to any other university or institute for the award of any degree or diploma.

(Prof. Monika Agrawal)
Department of Electrical Engineering
Indian Institute of Technology Delhi
Hauz Khas, New Delhi 110016
India



(Dr. Desh Deepak)
Department of Pulmonary Medicine
Dr. RML Hospital Delhi
Connaught Place, New Delhi 110001
India

Acknowledgements

I was able to complete this doctoral dissertation with the support of many people. I would like to express my deep sense of gratitude and tribute to all of them. First of all, I would like to express my sincere gratitude to my dissertation advisors Prof. Monika Agrawal and Dr. Desh Deepak for their valuable guidance, support and consistent encouragement throughout my doctoral studies. It was their encouragement that enabled me to come up with my own original ideas which helped me in formulating meaningful research problems. Their profound technical knowledge, passion towards research, attention to detail, and diligence helped me in shaping up my vision for future research. I am deeply indebted for their inspiration, motivation and guidance.

I would also like to thank my student research committee members Prof. Brijesh Lall, Prof. S. D. Joshi and Prof. Arun Kumar, for their useful interactions, invaluable comments and suggestions. I am also thankful to all the professors at IIT Delhi from whom I had the opportunity in understanding the fundamentals during the courses. I would also like to thank the staff members of the BSTTM office for taking care of all the paperwork and other logistics. Also, big thanks of the staff of pulmonary department Dr. Ram Manohar Lal Hospital, Delhi for supporting me with my research needs.

My stay at IIT Delhi would not have been so memorable without the friends I made along the journey. I am thankful to them for making my life joyful and being a constant source of encouragement. I also extend a big thanks to all the Ph.D. scholars of the signal processing group. They were always around to provide valuable suggestions, companionship and create a peaceful research environment.

Most importantly, I would like to acknowledge my father Late. Shri. Vishnu Kumar,

my mother Mrs. Sarita Gupta and my siblings for their unconditional love, continuous support, and blessings. Their high moral values, principles, and emphasis on quality education made a pivot role in shaping me up the person I am today. They have always been there for me through thick and thin times of my journey. Last but not least, I feel truly blessed to have friends like Ms. Akriti Seth and Ms. Kamini Upadhyay who always pushed me forward in my difficult times.

Sonia Gupta

Abstract

Over the past few years, there has been a notable rise in the occurrence of lung diseases, positioning them as the third most prominent contributor to worldwide mortality. The World Health Organisation (WHO) has identified five major lung diseases in their data: tuberculosis, lung cancer, chronic obstructive pulmonary disease (COPD), asthma, and acute lower respiratory tract infection (LRTI). Together, these ailments are responsible for claiming the lives of more than 3 million people each year across the globe. These lung diseases not only place a significant burden on healthcare systems but also have a profound impact on the lives of the general population. Like many other serious illnesses, prevention is paramount to reducing their impact, and early-stage diagnosis and treatment are crucial methods for mitigating the adverse consequences of these deadly diseases. In light of these statistics, it becomes imperative that we redirect our attention towards the early and remote diagnosis of these diseases. To address the above issues, we start with making auscultation using a stethoscope an intelligent system for early and remote diagnosis of respiratory diseases. The process of computerised diagnosis through auscultation involves three crucial stages. To begin, it is necessary to remove any noises, both internal and external, that might obscure the respiratory sound signal (RSS). Next, the RSS must be divided into distinct cycles of respiratory sounds. Finally, these sounds are categorised into various classes to facilitate diagnostic use.

Auscultation stands as the primary diagnostic tool employed by physicians when examining patients afflicted with respiratory disorders. The ability to amplify abnormalities in auscultation sounds while minimising noise proves invaluable for the efficient and timely diagnosis of respiratory ailments. Achieving this necessitates the applica-

tion of adaptive signal processing techniques, particularly for denoising non-stationary bio-signals. Adaptive decomposition methods such as empirical mode decomposition (EMD), variational mode decomposition (VMD), and wavelet synchro-squeezed transform (WSST) are robust tools designed for the denoising and enhancement of non-stationary signals. Within this thesis, we introduce an approach centred on WSST for denoising and compare its effectiveness with EMD and VMD in the context of enhancing respiratory sounds. A subjective assessment involving eight pulmonologists has been conducted to evaluate the denoising performance of EMD, VMD, and WSST across various sound types, including crackles, wheezes, and normal breath sounds.

Automated classification of respiratory sounds using machine learning techniques plays a pivotal role in the diagnosis of respiratory diseases. A critical step in the automated classification of respiratory sound signals after denoising is the extraction of respiratory sound cycles (RSC) from respiratory sound signals (RSS). In this thesis, we propose an approach based on signal processing for the automatic extraction of RSCs. The RSS undergoes initial pre-processing to eliminate noise, followed by the application of a continuous wavelet transform (CWT)-based technique for RSC extraction. The dataset encompasses respiratory sound signals categorised into three major groups: normal or healthy, crackles, and wheezes. This approach not only eliminates the need for a reference signal but also reduces costs and minimises patient discomfort.

Further, we propose a technique for classifying RSS into different classes, i.e., normal, crackles, and wheezes. It utilises the Variational Mode Decomposition (VMD) method to denoise the sounds and then feeds these processed signals into a Gammatone filter bank to generate time-frequency distributions in the form of Gammatonegram images. These Gammatonegram images are subsequently subjected to classification using various deep convolutional neural network (CNN) architectures based on transfer learning principles. Given the scarcity of large datasets for respiratory sounds and the susceptibility of CNN models to overfitting when data sizes are limited, transfer learning strategies have been employed. Specifically, models like AlexNet, GoogLeNet, ResNet-50, and Inceptionv3 have been utilised for the classification of respiratory sounds.

In light of the numerous difficulties associated with spirometry, we have advanced

our efforts to investigate the connection between respiratory sounds and spirometry results. This approach seeks to provide an alternative to spirometry in specific situations. Lastly, we introduce a methodology capable of categorising auscultation sounds captured with a stethoscope in outpatient department (OPD) settings into three primary categories: healthy, obstructive, and restrictive. Traditionally, these categories have been diagnosed using spirometry. The approach outlined in this study revolves around pre-processing respiratory sounds and enhancing them through the application of a purpose-designed parametric equalizer filter. From these pre-processed respiratory sounds, we extract spectro-temporal Gabor filter-bank-based features (GBFB) for classification purposes, employing various machine learning models. Furthermore, we conducted an extensive investigation to identify the most effective features for accurately classifying respiratory sounds. The proposed method holds promise for automating the diagnosis of respiratory illnesses and, in certain situations, may serve as an alternative to spirometry testing. Additionally, it can prove invaluable for individuals residing in remote and rural areas where access to experts for pulmonary function tests (PFT) is limited.

Abstract (सार)

पिछले कुछ वर्षों में, फेफड़ों की बीमारियों की घटनाओं में उल्लेखनीय वृद्धि हुई है, उन्हें दुनिया भर में मृत्यु दर में तीसरे सबसे प्रमुख योगदानकर्ता के रूप में स्थान दिया गया है। विश्व स्वास्थ्य संगठन (डब्ल्यूएचओ) ने अपने डेटा में फेफड़ों की पांच प्रमुख बीमारियों की पहचान की है: तपेदिक, फेफड़ों का कैंसर, क्रॉनिक ऑब्सट्रक्टिव पल्मोनरी डिजीज (सीओपीडी), अस्थमा, और तीव्र निचले श्वसन पथ का संक्रमण (एलआरटीआई)। ये सभी बीमारियाँ एक साथ जिम्मेदार हैं दुनिया भर में हर साल 3 मिलियन से अधिक लोगों की जान लेने के लिए। इन फेफड़ों की बीमारियाँ न केवल स्वास्थ्य देखभाल प्रणालियों पर महत्वपूर्ण बोझ डालती हैं बल्कि बढ़ा भी देती हैं सामान्य जनजीवन पर गहरा प्रभाव। कई अन्य गंभीर की तरह बीमारियाँ, उनके प्रभाव को कम करने और प्रारंभिक चरण में निदान करने के लिए रोकथाम सर्वोपरि है और उपचार इनके प्रतिकूल परिणामों को कम करने के महत्वपूर्ण तरीके हैं गंभीर बीमारी। इन आँकड़ों के आलोक में, यह जरूरी हो जाता है कि हम अपने को पुनर्निर्देशित करें इन रोगों के शीघ्र एवं दूरवर्ती निदान पर ध्यान दें। उपरोक्त को संबोधित करने के लिए मुद्दों, हम स्टेथोस्कोप का उपयोग करके एक बुद्धिमान प्रणाली का उपयोग करके श्रवण करना शुरू करते हैं। श्वसन रोगों के शीघ्र और दूरवर्ती निदान के लिए। कम्प्यूटरीकरण की प्रक्रिया गुदांश के माध्यम से निदान में तीन महत्वपूर्ण चरण शामिल होते हैं। आरंभ करने के लिए, यह आवश्यक है किसी भी आंतरिक और बाहरी शोर को दूर करने के लिए, जो श्वसन को अस्पष्ट कर सकता है ध्वनि संकेत (आरएसएस)। इसके बाद, आरएसएस को श्वसन के अलग-अलग चक्रों में विभाजित किया जाना चाहिए ध्वनियाँ अंत में, निदान की सुविधा के लिए इन ध्वनियों को विभिन्न वर्गों में वर्गीकृत किया गया है उपयोग।

श्वसन विकारों से पीड़ित रोगियों की जांच करते समय चिकित्सकों द्वारा ऑस्केलेशन प्राथमिक निदान उपकरण के रूप में उपयोग किया जाता है। शोर को कम करते हुए श्रवण ध्वनियों में असामान्यताओं को बढ़ाने की क्षमता श्वसन संबंधी बीमारियों के कुशल और समय पर निदान के लिए अमूल्य साबित होती है। इसे प्राप्त करने के लिए अनुकूली सिग्नल प्रोसेसिंग तकनीकों के अनुप्रयोग की आवश्यकता होती है, विशेष रूप से गैर-स्थिर जैव-सिग्नलों को निरूपित करने के लिए। अनुभवजन्य मोड अपघटन (ईएमडी), वैरिएबल मोड अपघटन (वीएमडी), और वेवलेट सिंक्रो-स्क्वीज्ड ट्रांसफॉर्म (डब्ल्यूएसएसटी) जैसे अनुकूली अपघटन विधियाँ गैर-स्थिर संकेतों के डीनोइजिंग और संवर्द्धन के लिए डिज़ाइन किए गए मजबूत उपकरण हैं। इस थीसिस के भीतर, हम श्वसन ध्वनियों को बढ़ाने के संदर्भ में ईएमडी और वीएमडी के साथ इसकी प्रभावशीलता की तुलना करने और इसकी प्रभावशीलता की तुलना करने के लिए डब्ल्यूएसएसटी पर केंद्रित एक दृष्टिकोण पेश करते हैं। क्रैकल, घरघराहट और सामान्य सांस की आवाज़ सहित विभिन्न ध्वनि प्रकारों में ईएमडी, वीएमडी और डब्ल्यूएसएसटी के प्रदर्शन का मूल्यांकन करने के लिए आठ पल्मोनोलॉजिस्टों को शामिल करते हुए एक व्यक्तिपरक मूल्यांकन आयोजित किया गया है।

मशीन लर्निंग तकनीकों का उपयोग करके श्वसन ध्वनियों का स्वचालित वर्गीकरण श्वसन रोगों के निदान में महत्वपूर्ण भूमिका निभाता है। श्वसन ध्वनि संकेतों के स्वचालित वर्गीकरण में एक महत्वपूर्ण कदम श्वसन ध्वनि संकेतों (आरएसएस) से श्वसन ध्वनि चक्र (आरएससी) का निष्कर्षण है। इस थीसिस में, हम आरएससी के स्वचालित निष्कर्षण के लिए सिग्नल प्रोसेसिंग पर आधारित एक दृष्टिकोण का प्रस्ताव करते हैं। आरएसएस शोर को खत्म करने के लिए प्रारंभिक पूर्व-प्रसंस्करण से गुजरता है, इसके बाद आरएससी निष्कर्षण के लिए निरंतर तरंगिका परिवर्तन (सीडब्ल्यूटी)-आधारित तकनीक का अनुप्रयोग होता है। डेटासेट में श्वसन ध्वनि संकेतों को तीन प्रमुख समूहों में वर्गीकृत किया गया है: सामान्य या स्वस्थ,

कर्कशता और घरघराहट। यह दृष्टिकोण न केवल संदर्भ संकेत की आवश्यकता को समाप्त करता है बल्कि लागत भी कम करता है और रोगी की परेशानी को भी कम करता है।

इसके अलावा, हम आरएसएस को विभिन्न वर्गों, यानी सामान्य, कर्कशता और घरघराहट में वर्गीकृत करने के लिए एक तकनीक का प्रस्ताव करते हैं। यह ध्वनियों को निरूपित करने के लिए वेरिएशनल मोड डीकंपोजिशन (वीएमडी) विधि का उपयोग करता है और फिर गैमाटोनेग्राम छवियों के रूप में समय-आवृत्ति वितरण उत्पन्न करने के लिए इन संसाधित संकेतों को गैमाटोन फिल्टर बैंक में फीड करता है। इन गैमाटोनेग्राम छवियों को बाद में ट्रांसफर लर्निंग सिद्धांतों के आधार पर विभिन्न गहन कन्वेन्शनल न्यूरल नेटवर्क (सीएनएन) आर्किटेक्चर का उपयोग करके वर्गीकरण के अधीन किया जाता है। श्वसन ध्वनियों के लिए बड़े डेटासेट की कमी और डेटा आकार सीमित होने पर सीएनएन मॉडल की ओवरफिटिंग की संवेदनशीलता को देखते हुए, ट्रांसफर लर्निंग रणनीतियों नियोजित किया गया है। विशेष रूप से, श्वसन ध्वनियों के वर्गीकरण के लिए एलेक्सनेट जैसे मॉडलों का उपयोग किया गया है।

स्पाइरोमेट्री से जुड़ी कई कठिनाइयों के मद्देनजर, हमने श्वसन ध्वनियों और स्पाइरोमेट्री परिणामों के बीच संबंध की जांच करने के अपने प्रयासों को आगे बढ़ाया है। यह दृष्टिकोण विशिष्ट स्थितियों में स्पाइरोमेट्री का विकल्प प्रदान करना चाहता है। अंत में, हम एक ऐसी पद्धति का परिचय देते हैं जो बाह्य रोगी विभाग (ओपीडी) सेटिंग्स में स्टेथोस्कोप के साथ कैप्चर की गई श्रवण ध्वनियों को तीन प्राथमिक श्रेणियों में वर्गीकृत करने में सक्षम है: स्वस्थ, अवरोधक और प्रतिबंधात्मक। परंपरागत रूप से, इन श्रेणियों का निदान स्पिरोमेट्री का उपयोग करके किया गया है। इस अध्ययन में उल्लिखित दृष्टिकोण श्वसन ध्वनियों के पूर्व-प्रसंस्करण और एक उद्देश्य-डिज़ाइन किए गए पैरामीट्रिक इक्वलाइज़र फिल्टर के अनुप्रयोग के माध्यम से उन्हें बढ़ाने के इर्द-गिर्द घूमता है। इन पूर्व-संसाधित श्वसन ध्वनियों से, हम विभिन्न मशीन लर्निंग मॉडल को नियोजित करते हुए, वर्गीकरण उद्देश्यों के लिए स्पेक्ट्रो-टेम्पोरल गैबर फिल्टर-बैंक-आधारित सुविधाएँ (जीबीएफबी) निकालते हैं। इसके अलावा, हमने श्वसन ध्वनियों को सटीक रूप से वर्गीकृत करने के लिए सबसे प्रभावी विशेषताओं की पहचान करने के लिए एक व्यापक जांच की। प्रस्तावित विधि श्वसन संबंधी बीमारियों के निदान को स्वचालित करने का वादा करती है और, कुछ स्थितियों में, स्पिरोमेट्री परीक्षण के विकल्प के रूप में काम कर सकती है। इसके अतिरिक्त, यह दूरदराज और ग्रामीण क्षेत्रों में रहने वाले व्यक्तियों के लिए अमूल्य साबित हो सकता है जहां फुफ्फुसीय कार्य परीक्षण (पीएफटी) के लिए विशेषज्ञों तक पहुंच सीमित है।

Table of Contents

Certificate	i
Acknowledgements	ii
Abstract	iv
List of Figures	xiii
List of Tables	xv
Abbreviations	xvii
1 Introduction	1
1.1 Respiratory Sounds	2
1.1.1 Normal Respiratory Sounds	2
1.1.2 Adventitious Respiratory Sounds	3
1.2 Spirometry Overview	5
1.3 Motivation	7
1.4 Literature Review	8
1.4.1 Denoising Respiratory Sounds	8
1.4.2 Respiratory cycle extraction	10
1.4.3 Automated Classification of Respiratory Sounds	11
1.4.4 Correlating auscultation sounds with spirometry	14
1.5 Key Contributions	15
1.6 Outline of Thesis	16

2	Denoising methods of Auscultation Sounds	19
2.1	Introduction	19
2.2	Method	21
2.2.1	Enhancement of Crackles and Wheezes Sound	21
2.2.2	Subjective Evaluation	29
2.2.3	Data Augmentation	29
2.2.4	Automated Classification	32
2.3	Database & Evaluation Matrices	32
2.4	Experimental Results	35
2.5	Discussion	36
2.6	Summary	38
3	Respiratory Sound Signal Cycle Extraction	39
3.1	Introduction	39
3.2	Database	41
3.3	Proposed Method	42
3.3.1	Pre-Processing	42
3.3.2	Respiratory Cycle Extraction	44
3.4	Results and Discussion	45
3.5	Summary	47
4	Classification of Auscultation Sounds	48
4.1	Introduction	48
4.2	Problem Statement	49
4.2.1	Amplitude Normalization	51
4.2.2	Denoising	51
4.2.3	Gammatonegram	53
4.2.4	Augmentation	55
4.2.5	Transfer Learning Models for Classification	55
4.3	Database and Evaluation Metrics	59
4.4	Methodology	60

4.5	Experimental Results	61
4.6	Discussion & Comparison	63
4.7	Summary	67
5	Correlation of Auscultation Sounds with Spirometry findings	68
5.1	Database	70
5.1.1	Equipment's Used	70
5.1.2	Ambience	71
5.1.3	Recording Procedure	71
5.1.4	Ethic approval	72
5.1.5	Subject selection or exclusion	72
5.2	Method I	72
5.2.1	Proposed Algorithm	73
5.2.2	Mode Selection Technique	75
5.2.3	Classification using 3D ResNet18 model	78
5.2.4	Evaluation metric	79
5.2.5	Experimental Results	79
5.3	Method II	80
5.3.1	Proposed Algorithm	82
5.3.2	Dimensionality Reduction	91
5.3.3	Spirometry Test	92
5.3.4	Classification	93
5.3.5	Correlation between Auscultation Sounds and Spirometry Test .	96
5.3.6	Results and Discussion	97
5.3.7	Summary	102
6	Conclusions and Future Work	103
6.1	Conclusions	103
6.2	Future Work	105
	Bibliography	108

Work Published Based on this Dissertation	130
Technical Biography of Author	132

List of Figures

1.1	Waveform of breath sounds [6]. Amplitude (measured in arbitrary units)- time (measured in seconds) plots of basic breath sounds in unexpanded (i.e., recorded at normal speed) and time-expanded modes (i.e., recorded at high speed)	6
2.1	Method used for performance comparison	21
2.2	WSST based method of denoising respiratory sounds	23
2.3	Different stages of denoising respiratory sounds using WSST	24
2.4	Raw Respiratory sound signal and their IMF's decomposed using VMD and their corresponding frequency spectrum	26
2.5	Raw Respiratory sound signal and their IMF's decomposed using EMD and their corresponding frequency spectrum	28
2.6	Mechanism used for classification of Respiratory sounds using DenseNet201	32
2.7	Confusion Matrices for the four groups of data	33
3.1	Proposed method of respiratory cycle extraction	42
3.2	Cycle extraction from denoised signal using CWT	45
4.1	Block diagram of proposed method	51
4.2	VMD modes and their frequency spectrum	52
4.3	Gammatonegram of breathe sound of 3 different patients. The rectan- gular boxes in subfigure (b) & (c) represents the location of crackle and wheezes	54
4.4	Mechanism used for classification of Lung sounds	56

4.5	Performance matrices variation with increasing Iterations for different deep CNN models.Each epoch has 500 iterations and the batch size of 10)	62
4.6	Confusion Matrices for different deep CNN models	66
5.1	Block Diagram of Proposed Method	73
5.2	MVMD: 6 Modes corresponding to 7 channel data	76
5.3	Block diagram of proposed method	82
5.4	Magnitude response of the parametric audio equalizer for enhancing respiratory sounds	84
5.5	Filtered and unfiltered respiratory sounds and their Mel-spectrograms. (i) Healthy individual respiratory sounds plot and corresponding Mel-spectrogram.(ii) Obstructive patient respiratory sounds plot and corresponding Mel-spectrogram.(iii) Restrictive patient respiratory sounds plot and corresponding Mel-spectrogram. In all three sub-figures (a) represents unfiltered respiratory sound plot with corresponding its Mel-spectrogram in (b). (c) represents filtered respiratory sound signal plot with (d) as its Mel-spectrogram.	85
5.6	Gabor filter-bank-based feature extraction	87
5.7	Variation of spectral domain features for (a) Healthy person, (b) Obstructive Condition and (c) Restrictive Condition (1= spectral centroid, 2 = Spectral Entropy, 3= Spectral Flatness, 4=Spectral Crest, 5=Spectral Kurtosis, 6= Spectral Skewness, 7=Spectral Slope, 8=Spectral Spread, 9=Spectral Flux and 10= Pitch	91
5.8	Flow-Volume Graph for Normal, Obstructive and Restrictive patterns .	93

List of Tables

1.1	Clinical relevance of Wheeze (Rhonchus)	4
1.2	Clinical relevance of Crackles	5
1.3	Spirometry findings and associated interpretation	7
2.1	Mean Opinion Score from subject evaluation	29
2.2	Testing Results of DenseNet201 model	31
2.3	Database Description	34
2.4	Signal to Noise ratio(SNR) for different denoising methods	35
2.5	Performance comparison of proposed method with different methods . .	36
3.1	Overall Performance of the proposed method in terms of mean of α in seconds for different auscultation sites	46
4.1	Performance comparison of different DCNN models	57
4.2	Class specific recall values for different models	58
4.3	Database Description	59
4.4	Performance comparison with and without denoising	64
4.5	Performance comparison of proposed method with different methods . .	65
5.1	Description of Database Used	70
5.2	3D ResNet18 model Classification Results	80
5.3	Performance Comparison	80
5.4	Performance metrics using Gabor Filter-Bank Features with PCA, CI: 95% confidence Interval	98
5.5	Performance metrics using MFCC Features, CI: 95% confidence Interval	99

5.6	Performance metrics using GTCC Features, CI: 95% confidence Interval	99
5.7	Performance metrics using Spectral Domain Features, CI: 95% confidence Interval	100
5.8	Performance comparison of different feature sets	100
5.9	Performance Comparison with other methods	101

Abbreviations

ACR	Absolute category recognitio
ADAM	Adaptive moment estimation
ADMM	Alternate direction method of multipliers
ANN	Artificial neural network
ARDS	Adult respiratory distress syndrome
CI	confidence Interval
CNN	convolutional neural network
COPD	Chronic obstructive pulmonary disease
CQT	Constant Q transform
CT	computed tomography
CWT	Continuous wavelet transform
DAE	denoising autoencoder
DCT	Discrete cosine transform
DPLD	Diffuse parenchymal lung disease
DTW	Dynamic Time Warping
EMD	Empirical Mode Decomposition
ERB	Equivalent rectangular bandwidth
FEV1	Forced Expiratory Volume in One Sec
FIS	fuzzy inference system
FN	False Negative
FP	False Positive
FVC	Forced Vital Capacity
GBFB	Gabor filter-bank-based features

GBFB	Gabor filter bank features
GCV	General cross-validation
GMM	Gaussian mixture model
GNN	Graph Neural Network
GTCC	Gammatone cepstral coefficients
HMM	Hidden Markov Model
ICBHI	International Conference on Biomedical Health Informatics
ILD	Interstitial lung disease
IMF	Intrinsic mode function
JSD	JensenShannon divergence
KLD	Kullback-Leibler divergence
KNN	k-nearest neighbours
LBP	Local binary pattern
LDA-RSE	Linear discriminant analysis-random subspace ensembles
LMFB	log mel filterbank
LR	Logistic regression
LRTI	Lower respiratory tract infection
LSS	Lung Sound Signals
LV	Log Variance
MEMD	multivariate empirical mode decomposition
MFCC	Mel frequency cepstral coefficient
MLP	Multi-layer perceptron
MoE	Mixture-of-experts
MVMD	Multivariate variational mode decomposition
NL	Non-local
OPD	Outpatient departmen
PCA	Principal component analysis
PEF	Peak Expiratory Flow
PFT	Pulmonary function test
RBF	Radial basis function

RF	Random forest
RMSProp	Root mean square propagation
RNN	Recurrent neural network
RSC	Respiratory sound cycles
RSS	Respiratory sound signals
SE	Squeeze and excitation
SGD	Stochastic gradient descent
SIR	Signal-to-interference ratio
SNR	Signal to noise ratio
SSD	Statistical spectrum descriptor
SSK	Space-shift keying
SST	Synchro-squeezing transform
STFT	Short-time Fourier transform
SVM	Support vector machines
TN	True Negative
TP	True Positive
VMD	Variational Mode Decomposition
WHO	World Health Organisation
WSST	Wavelet Synchro-Squeezed Transform