

一种廉价的、可获得的呼吸道健康监测机制

一种低成本的计算机辅助肺部听诊器和呼吸道疾病的自动诊断方法

Ashwika Agrawal

Cupertino高中 10100

Finch大道

加州库珀蒂诺, 95014

目录

1. 介绍	3
1.1 背景和问题陈述	3
1.2 建议的解决方案	4
1.3 先前的工作	4
2. 方法和材料	5
2.1 数据收集	5
2.2 软件	6
2.3 硬件设施	11
2.4 障碍物	14
2.5 测试	15
3. 结果	16
4. 讨论	16
4.1 影响的程度	16
4.2 进一步研究	17
4.3 结论	17
5. 参考文献	18

1. 简介

1.1 背景和问题陈述

呼吸系统疾病是全球死亡的主要原因之一--

事实上，仅约有6500万人患有慢性阻塞性肺病，每年造成300万人死亡。尽管慢性呼吸道疾病很严重，但许多病例被误诊，或者更糟糕的是没有被诊断。这些错误的诊断给病人带来了严重的不利影响。它们不仅带来了不当/延迟治疗的风险，而且还增加了病人未来病情恶化的可能性。在COVID-

19大流行期间，这种影响进一步恶化，在那里，患有呼吸道疾病的人可能很难亲自就医，因此，创造容易获得的肺部听诊和在家分析的方法构成了挑战。此外，最近的研究表明，由于肺泡和周围组织的损害，SARS-CoV-

2患者发展为肺炎的风险更高。此外，有证据表明，预先存在呼吸系统健康状况的人容易受到COVID-19的严重影响。

有了这样的风险，就更需要对呼吸系统并发症进行积极监测和早期诊断。

我的祖父死于慢性阻塞性肺病，这是一种呼吸系统疾病，由于炎症，支气管变窄，导致负责交换氧气的组织受损。这使得呼吸更加困难，并使消除多余的二氧化碳更加困难。

此外，支气管的狭窄导致了喘息，这是一种 "不正常 "的现象。

在慢性阻塞性肺病患者和其他涉及呼吸道狭窄的呼吸系统疾病患者中，呼气时往往突出，吸气时偶尔可以听到高亢的哨音。这种听觉上的细微差别已被证明可以作为有效的临床指标和诊断手段。尽管这类症状对诊断有一定的功效，但一直以来都没有可在临床上解释的、涉及利用听觉线索自动诊断的整体方法。这使我决心找到一个解决方案，以帮助慢性呼吸系统疾病的诊断和治疗。我了解到这类疾病的影响是多么严重和令人震惊，以及获得能够提供呼吸系统健康评估的廉价资源的重要性。

1.2 建议的解决方案

本项目的目标是设计和创建一个硬件和软件解决方案，包括(a)

设计和建造一个低成本的数字听诊器，通过肺部听诊获得呼吸音，并将其传输到设备上

(b)

通过开发一个iOS应用程序，在多模型机器学习算法的支持下，对病人的呼吸系统疾病进行后续评估，为用户提供三个关键信息，包括(1) 病人诊断，(2) 是否有/没有噼啪声，(3) 是否有/没有喘息声，每个信息都以百分比显示其相应的信心水平。

1.3 先前的工作

诊断呼吸系统疾病的传统的黄金标准方法包括肺功能测试、胸部计算机断层扫描、支气管镜检查 and 外科肺活检等方法。这些程序中许多是侵入性的，昂贵的，而且往往是不准确的。关于机器学习对慢性呼吸系统疾病的算法分类的影响，已经进行了有限的研究。这一领域的现有工作包括

卷积神经网络(CNN)、隐马尔可夫模型以及其他一些技术的发展。

被淘汰。然而，许多这样的网络不提供端到端的用户解决方案，不提供检测到的额外症状的信息，需要大量的数据，并且不涉及用硬件进行全面的肺部听诊。最重要的是，许多深度学习的诊断方法不适合在医疗实践中的日常使用，因为它们缺乏临床可解释性。

临床可解释性是指一个给定的ML模型能够解释它是如何达到一个给定的输出。这对于建立用户信任和了解模型的 "思维过程

"至关重要。因此，一个高性能、可访问、可解释和完整的呼吸道疾病分析方法是非常需要的。如果诊断及时，这些慢性病的影响可以通过有针对性的治疗和具体的护理程序来遏制，以减少进一步的并发症和发病率。

2. 方法和 材料

2.1 数据收集

在这个研究项目中，匿名数据是从Kaggle呼吸声音数据库中公开获取的，该数据库由葡萄牙和希腊的研究团队收集的来自126名病人的920多个带注释的音频文件组成，这些病人来自不同的人口统计学领域。这些录音总计超过5.5小时，包含6898个不同长度的呼吸周期。数据来自6个不同的肺部听诊部位；2个前部、2个后部、1个气管和2个侧部，使用3种不同的医疗级数字听诊器获得；3M Littmann Classic II SE听诊器、3M Littmann 3200电子听诊器和WelchAllyn Meditron Master

Elite电子听诊器。Kaggle是一个数据科学和机器学习社区，有大量的数据库供公众使用。

2.2 软件

目的。开发一个由多模型机器学习算法支持的iOS应用程序，为用户提供三个关键信息：（1）病人诊断（2）有/无噼啪声和（3）有/无喘息声，每个信息都有其相应的置信度百分比。

目标：每个模型应达到至少85%的训练准确率和80%的验证准确率，同时相对于之前用于诊断呼吸系统疾病的深度学习方法而言，临床可解释性有所提高。

数据预处理。多模型机器学习算法是在苹果的机器学习框架Swift上开发的；CreateML。

在训练每个模型之前，必须对数据进行分层目录结构的预处理。我们使用Jupyter Notebook编写了一个定制的Python脚本，将每个模型的音频数据自动分类为

在阅读了相应的.txt注释文件后，在桌面上建立了基于类的文件夹。然后，数据被分配到两个类别：训练和测试数据，比例为80:20。训练数据将被输入每个模型，以提取和学习不同呼吸道症状的声音特征，而测试数据将在训练和验证阶段完成后通过每个模型运行，以检查模型在分类陌生数据时的性能和指标。

模型训练。最初的诊断模型包含893个训练数据和27个测试数据，有25次迭代，重叠系数为50%。诊断模型共有6个类别，根据疾病进行分离（COPD、URTI、支气管扩张、支气管炎、肺炎、健康病例）。该模型的准确率为。100%的训练

准确性，96%的验证准确性和47%的测试准确性。尽管训练和验证准确率满足了最初工程目标中的标准，但测试准确率仍有提高的潜力。高的训练准确率和低的测试准确率表明了过拟合，这是指机器学习模型训练了太多的迭代，导致它学习了训练数据的过于细微的特征，它无法将其归纳为不熟悉的数据块的分类。为了提高诊断模型的测试精度，模型被调整为训练20次迭代，而原来是25次迭代。然而，重要的是不要减少太多的训练迭代，因为这将禁止模型学习关于每个声音信号的足够信息，以便能够准确地得出趋势并对测试数据进行分类。这个模型的准确率是。训练准确率100%，验证准确率96%，测试准确率59%。经过对数据库结构的仔细检查，发现测试准确率低可能是由于将听诊部位不同的录音归为一类，这可能在训练过程中使模型混淆。然后，对7个单独的诊断模型进行了训练，每个模型按两个因素分类：肺部听诊部位和疾病名称。准确率最高的诊断模型是在左肺前部听诊部位，最终准确率为。训练准确率100%，验证准确率98%，测试准确率85%。以诊断模型训练中发现的优化指标为基础，开始训练喘息和噼啪声模型。然而，由于每个分类器的数据量和类别划分都不同，因此需要在每个模型的基础上进行指标调整。喘息分类器最终达到的准确率是。训练准确率96%，验证准确率83%，测试准确率75%。喘息模型进行了35次迭代训练。最后的

噼里啪啦的分类器所达到的准确率为。93%的训练精度，84%的验证精度，70%的测试精度。噼声模型训练了30次迭代。



图1-

1. 诊断模型精度的图形表示（上图）；精度绘制在Y轴上，迭代次数绘制在X轴上。可以看出，随着迭代次数的增加，模型的准确性也在增加。然而，需要注意的是，过多的迭代会导致过度拟合，即模型对训练数据的特征学习过多，因此，无法将这些知识应用于测试数据，导致测试准确率低。

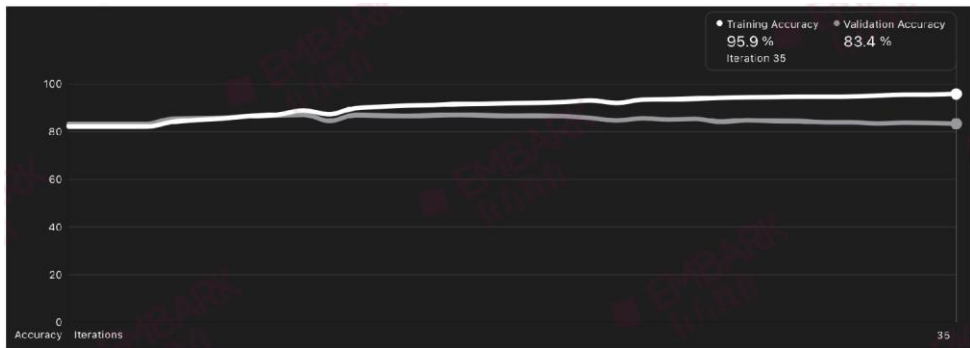


图1-2.喘息分类器模型准确率的图形表示

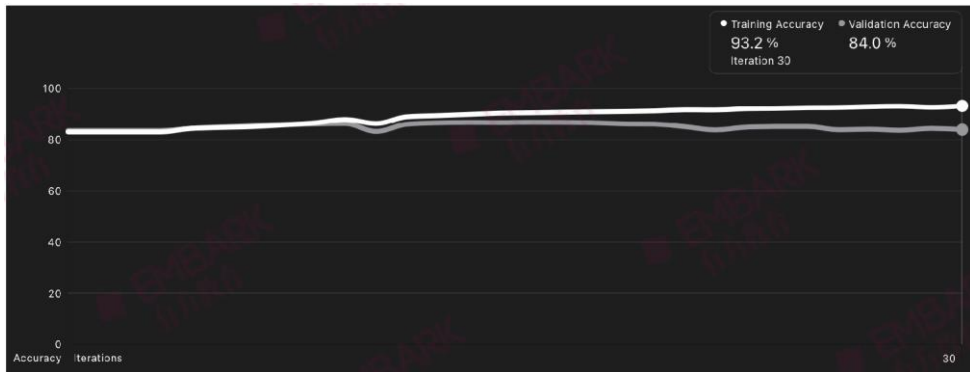


图1-3.裂纹分类器模型准确率的图形表示

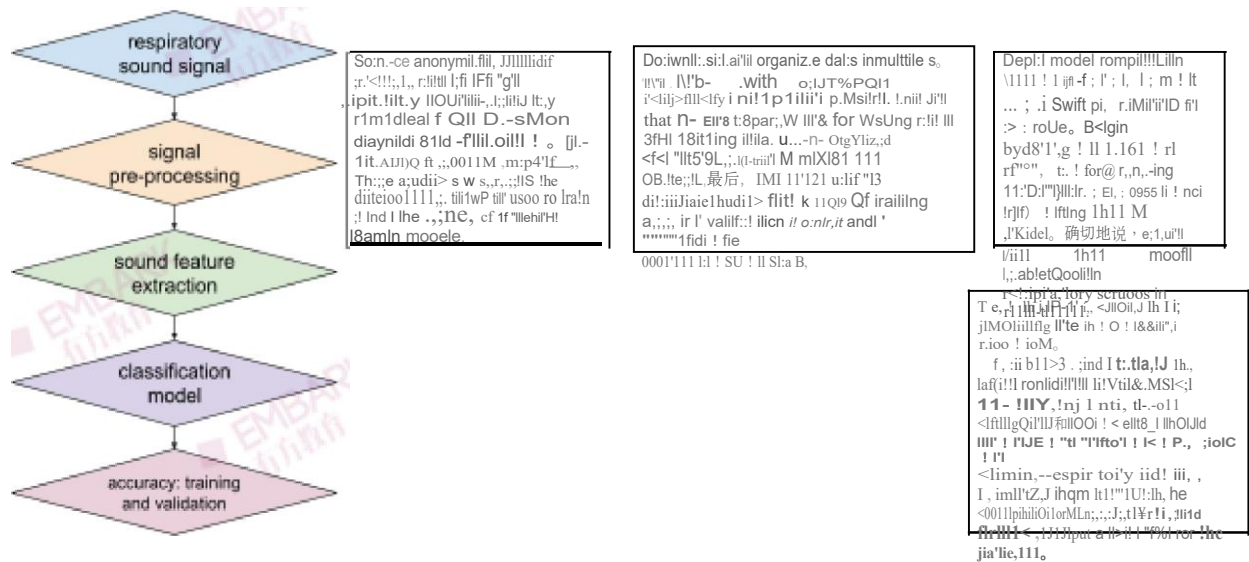


图2. 音频信号输入的内部处理流程（左）。

图3. 项目软件开发阶段概述（右）。

支持向量机（SVM）算法表示法

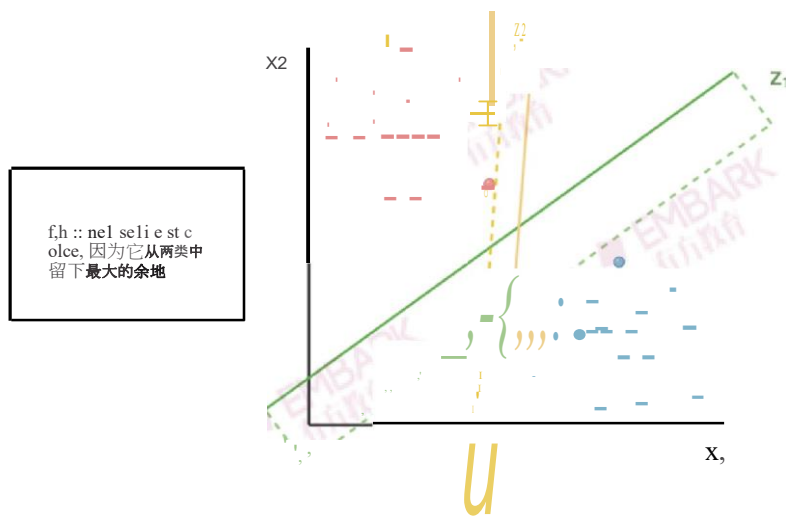


图4.

一个描述支持向量机（SVM）类型模型作用的图。声音分类模型的工作与SVM类似。在

SVM 中，该模型使用

训练数据来划定"边界"或区分不同的类别。在一个SVM中，最理想的状态是边际，或者说类之间的差异是最大的。同样，声音分类模型提取每个声音信号的具体声音特征，然后追踪类之间的相似性和差异，得出结论，可以在对不熟悉的数据进行分类时应用。

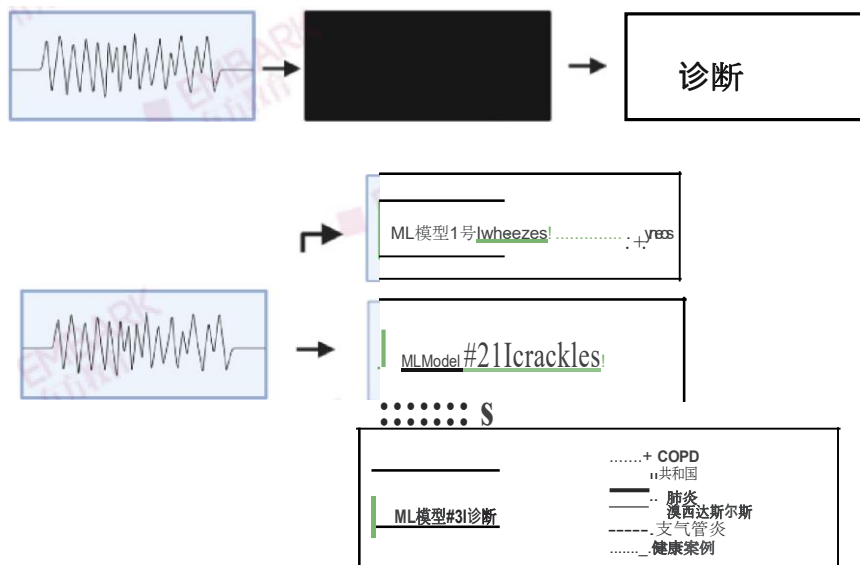


图5：（顶部）一个标准的"黑盒子"

"诊断方法，通常被大多数深度学习分类方法所使用。这种方法包括提供音频输入、内部处理（"黑箱"）和发现的结果输出。然而，临床上可解释的ML模型（底部），如本研究项目期间开发的模型，提供了关于模型"思维过程"

"或导致特定输出的某些属性的额外信息。在这种情况下，对喘息和噼啪声的存在/不存在进行筛选，通过对呼吸系统健康的重要指标提供关键的见解，有助于提高临床可解释性。

应用程序开发。软件部分的最后一步包括应用程序的开发。Xcode被用来设计应用程序的用户界面（UI），用Swift开发iOS应用程序，并整合训练好的机器学习模型。为了捕捉和处理使用设备麦克风的现场音频，我们使用了名为"AVAudioEngine"的内置API，并使用声音分析框架来协助进行音频分析。一旦应用程序准备就绪，就进行了软件部署和测试。

欢迎。

为了达到最佳效果，将听诊器放在你的左前方。



图6.应用程序用户界面（UI）的屏幕截图

2.3 硬件设施

目的。开发一种廉价的数字听诊器，从肺部听诊中捕捉和传输呼吸声音信号，并实时传输到设备上。

产品设计。在这个阶段，潜在的设计草图被制作出来。最后的目标是要有一个最紧凑的设备，需要最少的材料，并且对用户最友好。最终确定的硬件设计如下图所示。

建设。在最终确定了产品设计（请见下图中的功能原型）后，开始建造硬件原型。该设计所需的唯一材料是一个标准的医疗级听诊器、剪刀和一个领夹式麦克风。这些材料的总成本约为15美元，远低于最初的30美元的预算。经过多次迭代，一个干净的硬件原型被建造出来，它能捕捉到足够的声音供iOS应用程序分析。当这个硬件原型获得的样本数据

将其与从3M公司Littmann Classic II

SE听诊器上获得的数据并排绘制，发现每个声音信号的功率谱密度（PSD）都非常接近

。整合。最后，硬件原型的领夹式麦克风被插入设备中，用软件进行测试阶段。测试是

在MacBook Pro和iPhone

6S+上进行的。进行了多次采样录音，以确保接收到的音频信号是清晰和放大的。

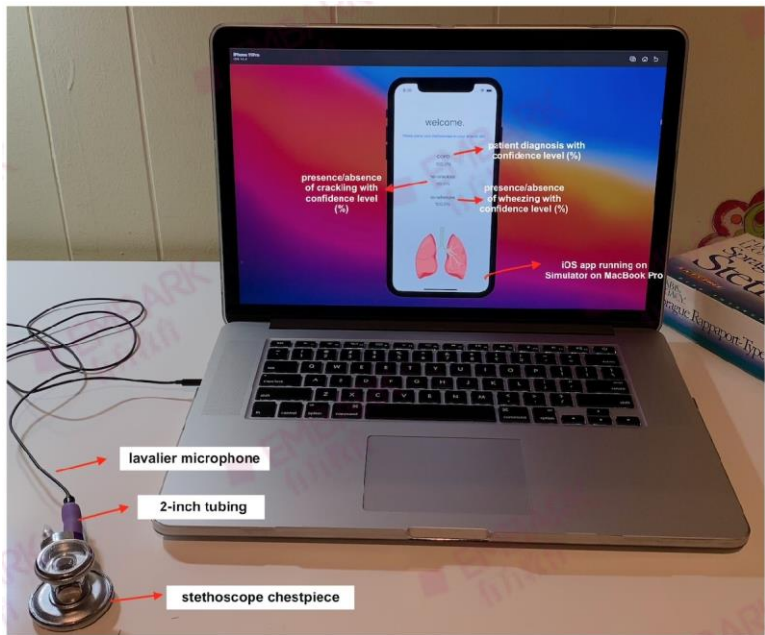


图7. 元素的原型图像，包括硬件和软件

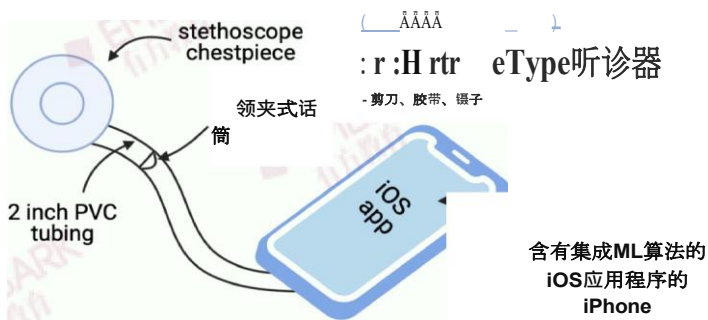


图8. 最终确定的产品设计草图

确定硬件设备的声音拾取和有效性，并确保从硬件原型获得的数据与市场上的数字听诊器获得的数据具有可比性，如在初始数据库中使用。这个表示法是用MATLAB中写的一个迷你脚本，使用信号处理工具箱生成的。

2.4 障碍物

在这个项目的建设过程中，面临着许多前所未有的挑战。**软件**。测试准确率和训练/验证准确率之间的巨大差异是出乎意料的。如何优化训练数据和测试数据的比例以及迭代次数，以获得最高的准确度，这是一个挑战，这个过程涉及大量的试验和错误。所面临的另一个挑战是确定具有最大潜力的肺部听诊部位。此外，为与CreateML兼容而准备预处理数据的方法比最初预计的要困难。然而，这些挑战通过调整指标、进行多次迭代和尝试新的方法（如脚本）以进行数据操作和处理得到了克服。

硬件：最初，购买Sprague Rappaport-

型听诊器有三个主要原因：成本、质量和双管。双腔管的预期目的是在硬件原型向设备传输声音信号时，允许同时进行实时的用户反馈。然而，经过进一步的实验，得出的结论是，来自听诊器的额外PVC管产生了干扰，在传输到iOS应用程序时覆盖了听诊信号。这是构建硬件设备时未曾预见的挑战。为了克服这个问题，管子的长度被缩短到离听诊器胸罩大约2英寸，并且用家用材料，如Q-tips和胶带，将2条管子中的一条封锁起来，以避免过多的环境噪音。在建造该设备的硬件部分时面临的一个挑战是控制音频

拾音频率和放大率。在医疗方面，肺部听诊需要同时获得心跳声和呼吸信号。起初，硬件拾取的是低沉的声音，设备无法捕捉到这些声音进行处理。缩短管道长度后，干扰减少了，但声波的振幅仍然低于应用程序处理和分析的需要。为了解决这个问题，聚氯乙烯管的末端被加宽，领夹式麦克风被插入更深的内部。经过多次设计迭代，获得的音频信号足够强，足以让应用程序进行分析，而且iOS应用程序能够提供准确和精确的诊断数据，置信度在85-100%之间。从硬件原型获得的音频信号样本的周期图，与Kaggle呼吸声数据库中的音频样本的周期图相比，可在上面找到。

2.5 测试

这个项目主要进行了三个阶段的测试。

第一阶段：在Create ML中进行数据探索和初步审查

第一阶段的测试直接在Create

ML中进行，它允许数据探索并得出关于模型的训练、验证和测试精度的结论。在这个测试阶段，除了呼吸道声音数据库之外，还使用了测试数据集，根据数据科学的80/20法则进行分离，该法则指出，在构建机器学习模型时，80%的可用数据应被用于训练，20%应保留用于测试。

第二阶段：Xcode中的用户界面和软件性能测试

这个项目的第二阶段测试是在已部署的iOS应用程序中进行的。在这个阶段，应用程序被运行，使用实时音频捕捉，以确保模型的性能是一致的，并且从用户的角度来看，该应用程序易于浏览。

第三阶段：硬件-软件整合

在这个项目的最后测试阶段，在已完成的原型上进行了多个样本测试，同时使用软件和硬件部分，以更准确地表示硬件能够获得和传输音频信号到应用程序的程度。诊断结果的一致性表明精度很高。

3. 结果

最终项目包括一个完整的硬件和软件解决方案，它提供了一个准确、高效和可获得的端到端方法，配备了数据采集和分析，以实时诊断呼吸系统疾病，包括支气管扩张、支气管炎、COPD、URTI、肺炎，以及健康病例。这个应用程序还能够为用户提供关于呼吸系统健康的其他关键指标的见解，其中包括喘息和噼啪声。

这个项目的结果显示了前景。诊断模型所达到的准确率为。训练准确率100%，验证准确率98%，测试准确率85%。喘息分类器最终达到的准确率是训练精度96%，验证精度83%，测试精度75%。噼啪声分类器的最终准确率为训练准确率93%，验证准确率84%，测试准确率70%。这些准确率超过了最初的标准，该项目实现了工程目标。

4. 讨论

4.1 影响的程度

这种装置可以作为一种低成本、有效的现场诊断呼吸道疾病的方法进行商业化。这种装置可以产生巨大的影响，特别是在偏远地区，因为那里的医疗服务有限。此外，它为经济困难的个人提供了一种负担得起的手段，以获得对其呼吸系统健康的全面诊断。这个原型的可及性允许在家里使用，这是一个必要的选择，特别是在COVID-

19大流行期间，当寻求个人医疗照顾可能不是一个可行的选择。最后，它针对的是一个每天影响大量人口的真实世界的问题。预计COVID-

19大流行病可能会留下持久的肺部损伤，特别是造成肺炎的风险。此外，原先就有呼吸系统疾病的人很容易受到COVID-19的严重影响。因此，亟需建立上述机制。

4.2 进一步研究

这个项目的未来目标之一是开发出更小尺寸的硬件设备，以便随时随地使用。最优先的事项仍然是保持较高的诊断准确性、临床可解释性、易于浏览的用户界面和低制造成本。未来研究的其他想法包括：纳入更多的数据，在诊断数据库中加入更多的条件，以及在慢性病的同时加入更多的呼吸道感染。机器学习模型是根据数据进行训练的，因此，在训练数据集中增加更多的数据点将有助于提高准确性。此外，如果可能的话，探索其他可能的诊断方法，包括肺活量测定法，以及尝试非接触式诊断系统，只使用设备的麦克风，似乎是有好处的。然而，即使在进一步完善后，这

该设备的目的不是要取代医疗专业人员的评估，而是为了帮助诊断，并在不可能获得医疗照顾的情况下使用。

4.3 结论

这个项目的最终精度比工程目标中设定的预期精度值高出约10%。这个项目的原型是一个概念验证，它强调了远程医疗在评估呼吸健康方面可能产生的影响，并为那些在偏远地区医疗条件有限的人提供了一种容易获得的呼吸健康评估手段。

5. 参考文献

1. Inc., A. (n.d.).在Create ML中训练声音分类模型 - WWDC 2019 - 视频。取自<https://developer.apple.com/videos/play/wwdc2019/425/>
2. 肺部声音。喘息声、噼啪声、喘息声，以及更多。(2020年, 6月12日).检索自<https://www.webmd.com/lung/lung-sounds>
3. Marsh. (2019, January 29).Respiratory Sound Database.检索自<https://www.kaggle.com/vbookshelf/respiratory-sound-database>
4. 呼吸系统疾病的全球影响。
[https://www.who.int/gard/publications/The 呼吸系统疾病的全球影响.pdf](https://www.who.int/gard/publications/The%20呼吸系统疾病的全球影响.pdf)
2021年1月6日访问。
5. Abid, A. (2020, December 03).弥合医学机器学习中的可解释性差距.摘自<https://towardsdatascience.com/bridging-the-interpretability-gap-in-medical-machine-learning-66BDFL446A4A>

6. "呼吸系统的听诊"。PubMed Central (PMC),
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4518345/>。2021年1月8日访问。
7. "评估喘息和正常呼吸声的分类特征"。
PubMed Central (PMC), <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6414007/>.
[2021年1月8日访问](#)。
8. Ma, T. M. (2020, August 12).数字听诊器。检索自
<https://www.hackster.io/mixpose/digital-stethoscope-ai-1e0229>
9. "Create ML - Machine Learning -Apple Developer"。苹果开发者。
<https://developer.apple.com/machine-learning/create-ml/>。2021年1月8日访问。
10. "COPD的症状和诊断|美国肺脏协会"。美国肺脏协会|美国肺脏协会。
<https://www.lung.org/lung-health-diseases/lung-disease-lookup/copd/symptoms-diagnosi>
11. W;, D. N. (n.d.).人工智能在阻塞性肺部疾病诊断中的应用。目前
状况和未来潜力。取自<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29251699/>
12. A, Vardhan (2020-08-13).用Core
ML和Python掌握机器学习。了解机器学习和为iOS开发基于AI的应用程序的全面
指南。AppCoda.ISBN 978-988-75350-0-3。
<https://www.google.com/books/edition//WgkHEAAAOBAJ>