

Attack on Speech Recognition

Attack on Speech Recognition

Check List

USENIX Security

NDSS: Network and Distributed System Security Symposium

S&P: IEEE Symposium on Security and Privacy

CCS: ACM Conference on Computer and Communications

Todo List

Overview

* Cocaine Noodles: Exploiting the Gap between Human and Machine Speech Recognition

Contribution

Notes

Shortcoming

Links

Hidden Voice Commands

Contribution

Notes

Black-box Attacks

White-box Attacks

Defense

Shortcoming

Links

Commandersong: A systematic approach for practical adversarial voice recognition

Contribution

Notes

Links

DolphinAttack: Inaudible voice commands

Contribution

Notes

Shortcoming:

Links

* Did you hear that? Adversarial Examples Against Automatic Speech Recognition

Contribution

Notes

Links

Audio Adversarial Examples: Targeted Attacks on Speech-to-Text

Contribution

Notes

Links

Adversarial Attacks Against Automatic Speech Recognition Systems via Psychoacoustic Hiding

Contribution

Notes

Links

* Targeted adversarial examples for black box audio systems

Contribution

Notes

Links

Robust Audio Adversarial Example for a Physical Attack

Contribution

Notes

Links

* Adversarial Black-Box Attacks on Automatic Speech Recognition Systems using Multi-Objective Evolutionary Optimization

Contribution

Notes

Links

Imperceptible, Robust, and Targeted Adversarial Examples for Automatic Speech Recognition

Contribution

Notes

Links

* Practical Hidden Voice Attacks against Speech and Speaker Recognition Systems

Contribution

Notes

Links

Defeating Hidden Audio Channel Attacks on Voice Assistants via Audio-Induced Surface Vibrations

Contribution

Notes

Links

Devil's whisper: A general approach for physical adversarial attacks against commercial black-box speech recognition devices

Contribution

Notes

Links

Laser-Based Audio Injection on Voice-Controllable Systems

Contribution

Notes

Links

AdvPulse: Universal, Synchronization-free, and Targeted Audio Adversarial Attacks via Subsecond Perturbations

Contribution

Notes

Links

* Dangerous Skills: Understanding and Mitigating Security Risks of Voice-Controlled Third-Party Functions on Virtual Personal Assistant Systems

Contribution

Links

* Dangerous Skills Got Certified: Measuring the Trustworthiness of Skill Certification in Voice Personal Assistant Platforms

Contribution

Links

* SkillExplorer: Understanding the Behavior of Skills in Large Scale

Contribution

Links

Metamorph: Injecting Inaudible Commands into Over-the-air Voice Controlled Systems

Contribution

Notes

Links

Hear "No Evil", See "Kenansville": Efficient and Transferable Black-Box Attacks on Speech Recognition and Voice Identification Systems

Contribution

Notes

Links

SoK: The Faults in our ASRs: An Overview of Attacks against Automatic Speech Recognition and Speaker Identification Systems

Notes

Links

Check List

USENIX Security

- 2020

NDSS: Network and Distributed System Security Symposium

- 2020

S&P: IEEE Symposium on Security and Privacy

- 2020

CCS: ACM Conference on Computer and Communications

- 2020

Todo List

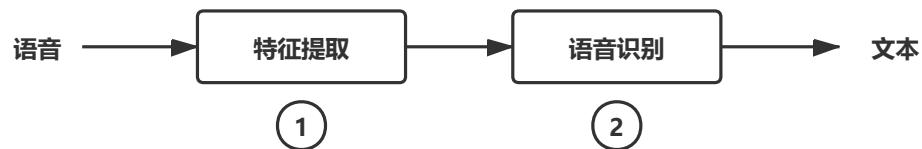
2. Biggio, B., Corona, I., Maiorca, D., Nelson, B., Srndić, N., Laskov, P., Giacinto, G., and Roli, F. Evasion attacks against machine learning at test time. In Joint European conference on machine learning and knowledge discovery in databases, pp. 387–402. Springer, 2013.
3. A. Nguyen, J. Yosinski, and J. Clune, “Deep neural networks are easily fooled: High confidence predictions for unrecognizable images,” in Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, Jun. 2015, pp. 427–436.
4. N. Carlini and D. Wagner, “Towards evaluating the robustness of neural networks,” in Symposium on Security and Privacy. IEEE, May 2017, pp. 39–57.
5. I. Evtimov, K. Eykholt, E. Fernandes, T. Kohno, B. Li, A. Prakash, A. Rahmati, and D. Song, “Robust physical-world attacks on machine learning models,” CoRR, vol. abs/1707.08945, pp. 1–11, Jul. 2017.
6. Moustapha Cisse, Yossi Adi, Natalia Neverova, and Joseph Keshet. Houdini: Fooling deep structured visual and speech recognition models with adversarial examples. In Proceedings of the 31st Annual Conference on Neural Information Processing Systems, pages 6980–6990, 2017.
7. Dibya Mukhopadhyay, Maliheh Shirvanian, and Nitesh Saxena. 2015. All your voices are belong to us: Stealing voices to fool humans and machines. In Proceedings of the European Symposium on Research in Computer Security. Springer, 599–621.
8. Mel-Frequency Spectral Coefficients (MFSC)
9. Linear Predictive Coding
10. Perceptual Linear Prediction (PLP)
11. Wang, Qing, Pengcheng Guo, and Lei Xie. "Inaudible Adversarial Perturbations for Targeted Attack in Speaker Recognition." *arXiv preprint arXiv:2005.10637* (2020).
12. Dangerous Skills: Understanding and Mitigating Security Risks of Voice-Controlled Third-Party Functions on Virtual Personal Assistant Systems
13. DeepSec: A Uniform Platform for Security Analysis of Deep Learning Models
14. Neural Cleanse: Identifying and Mitigating Backdoor Attacks in Neural Networks
15. When the Differences in Frequency Domain are Compensated: Understanding and Defeating Modulated Replay Attacks on Automatic Speech Recognition

16. PatternListener: Cracking Android Pattern Lock Using Acoustic Signals
17. Y. Gong and C. Poellabauer, "Crafting adversarial examples for speech paralinguistics applications," in DYNAMICS, 2018.
18. F. Kreuk, Y. Adi, M. Cisse, and J. Keshet, "Fooling end-to-end speaker verification with adversarial examples," in ICASSP, 2018.
19. 更新 Overview
20. David Snyder, Daniel Garcia-Romero, Gregory Sell, Daniel Povey, and Sanjeev Khudanpur. 2018. X-vectors: Robust dnn embeddings for speaker recognition. In Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). 5329–5333.
21. Tara N Sainath and Carolina Parada. 2015. Convolutional neural networks for small-footprint keyword spotting. In Annual Conference of the International Speech Communication Association (INTERSPEECH).
22. Motion Sensor-based Privacy Attack on Smartphones.

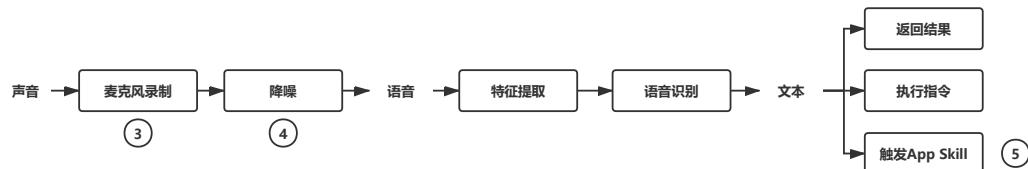
Overview

1. (结合场景的) 语音识别过程

(1) API 访问：语音通过 API 传给语音识别模型，得到识别文本；(风险等级低)



(2) 手机语音助手/智能音箱：声音经过手机麦克风/音箱麦克风阵列录制，经过降噪处理，通过 API 传给语音识别模型，得到识别结果，执行相应的指令，或触发开放的第三方应用（Skill）；



接下来从语音识别的各个过程系统地分析可能存在的一些安全性问题，这些问题中有些可能和“对抗样本”的关系并不大，但也是智能音箱安全性的重要一环。

2. 针对 "麦克风录制" ③ 的攻击：

(1) 声压变化：麦克风采集空气的声压变化，将声音转换成数字信号。[【文章】](#)通过 激光 攻击麦克风的采集过程；

(2) 振动：虽然理论上麦克风采集的时空气的声压变化，但实际上它对于振动也是敏感的。[【文章】](#)通过 振动 来攻击麦克风的采集过程；

(3) 调制/解调：麦克风存在非线性的特点，采集过程中会将高频信号中携带的低频信号给解调出来，现有工作通过 高频信号调制解调的方法 来进行攻击，后有工作在它的基础上增强了攻击的鲁棒性；

3. 针对 "降噪过程" ④ 的攻击：

暂时没有工作依赖降噪对语音识别进行攻击；

4. 针对 "特征提取" ① 的攻击：

常用的语音特征有 Mel-Frequency Spectral Coefficients (MFSC), Linear Predictive Coding (LPC), Perceptual Linear Prediction (PLP), MFCC 等, 但是在对抗攻击领域的大多都是用 **MFCC 特征**。

冗余的信息: MFCC 特征常见的可能使用 13 维的 MFCC 或更多, 另外为了提取前后帧之间的特征, 也会在时间维度上扩展 MFCC, 对其求导。使用的特征维度越多, 那么里面可能含有的冗余特征可能就越多, 深度神经网络可能通过少数的几个特征便识别出了文本。现有的工作通过删除这些冗余的特征, 模糊化正常的语音来进行攻击, 后有工作对其进行改进, 利用 MFCC 计算过程是一个多对一的关系进行攻击;

5. 针对 "语音识别" ② 的攻击: (**多数的工作都聚焦在这里**)

(1) 分类:

- 根据有/无目标文本, 可以分为有目标的对抗攻击和无目标的对抗攻击;
- 根据对模型的了解程度, 可以分为白盒攻击, 灰盒攻击和黑盒攻击(直接攻击/迁移攻击);
- 根据模型的类型, 可以分为传统模型的攻击和三大端到端语音识别模型的攻击, 当然一些攻击也考虑如关键词检测使用的分类模型;

(2) 有/无目标文本:

在语音的攻击场景下, 一般攻击者都期望能通过语音让手机/音箱做一些本不该做的事情, 故大量的研究工作都是针对有目标文本的攻击的; 但同样也存在无目标文本的攻击场景, 如电话监听, 这时我们期望自己的语音能够不被识别从而逃避监听。

(3) 对模型的了解程度:

语音对抗攻击的初期, 研究人员攻击的都是白盒模型。我们知道模型的整个架构, 从而使用图像中已有的一些对抗样本生成算法, 在语音中叠加十分细微的扰动, 就能够实现对抗攻击。但是基于白盒模型的对抗攻击相对来说是意义较小的, 大公司通常不会对外完全开源自己的整个模型架构, 白盒攻击最大的利用点可能是本地的对抗训练增强模型鲁棒性。

灰盒攻击, 即指我们只知道部分模型的信息, 而对另外一部分的信息我们是不可知的。这样的攻击设定可以说没有, 没有一篇文章声称自己利用的是灰盒模型, 因为这种场景极为少见。在 "SoK: The Faults in our ASRs" 中作者将 "Targeted adversarial examples for black box audio systems" 这个工作称为灰盒攻击, 因为它对 deepspeech 模型做了很多限制(获取中间的概率并且希望其使用 Greedy-Decoding 算法)。

黑盒攻击, 只知道模型的输入输出, 对于其他信息一概不知。黑盒模型攻击在语音识别对抗攻击中十分关键, 根据其工作的方式我们再将其分为迁移攻击和直接攻击。

黑盒攻击-迁移攻击实现的原理是在一个模型上可行的对抗样本在另一个模型上可能同样可行。在这方面, 我们的 CommanderSong 工作发现这是可行的, 其后, 我们在 DevilWhisper 工作中对迁移攻击进行了增强。虽然 "SoK: The Faults in our ASRs" 中作者发现语音识别对抗攻击上的 Transfer 能力几乎不存在(他们甚至验证了只用不同初始化的 deepspeech 模型都无法实现迁移攻击), 但我们认为这是他们生成的样本特征不够鲁棒(这些样本其实是模型中的过拟合想象), 对他们进行了反驳。

黑盒攻击-直接攻击实现的原理是直接 query 目标 API, 然后调整自己的对抗样本。这方面的工作在图像领域比较多, 但是在语音领域并不多, 关键原因在于语音上采样点过于丰富。为了生成一个对抗样本, 攻击者可能需要大量访问 API。现有的黑盒攻击, 都局限在使用遗传算法。

6. 针对 "Skill" ⑤ 的攻击:

- 概念: Skill 指的是, 由第三方应用开发者开发的, 集成到智能语音系统的, 可以通过特定指令唤醒并提供某种功能的一种“智能音箱”的云端小程序。常见的 Skill 平台由 [Amazon Skills](#) 和 [Google Skillshop](#)。
- 安全问题 1: Skill 的开发者应该遵守一系列的准则, 但是 **Skill 的审核平台却并不怎么健壮**; [【文章】](#)

- 安全问题 2: Skill 的打开方式普遍为通过语音唤起, 这就存在 **谐音词错误唤醒** 的可能性; [【文章】](#)
 - 安全问题 3: Skill 的回复方式 (内容) 是由开发者自己定义的, 这就存在 **开发者模仿智能音箱的回复, 从而获取用户隐私信息** 的可能性; [【文章】](#)
 - 安全问题 4: Skill 的回复方式中带有的特殊字符可以不发音, 这就 **可能导致用户误以为 Skill 已经结束, 从而泄露个人隐私**; [【文章】](#)
 - 总结: Skill 中存在的问题, 最初始的问题还是因为平台对第三方应用的审核、监管不力, 导致恶意的 Skill 可以轻松绕过这些检查机制, 使得用户**隐私安全**受到威胁;
7. 提高物理鲁棒性的方法:
8. 提高隐藏性的方法:
- (1) 限制修改量:
 - (2) 心理掩蔽模型:
 - (3) 鸡尾酒会效应: ([这是我个人的理解](#))
9. 未来的工作方向:

* Cocaine Noodles: Exploiting the Gap between Human and Machine Speech Recognition

Contribution

1. 这篇文章可以说是语音识别对抗攻击的开山之祖;
2. 攻击特征提取模块;

Notes

1. 攻击 **特征提取(MFCC)** 模块的对抗攻击;

2. ↗ 攻击方法的流程图如下:

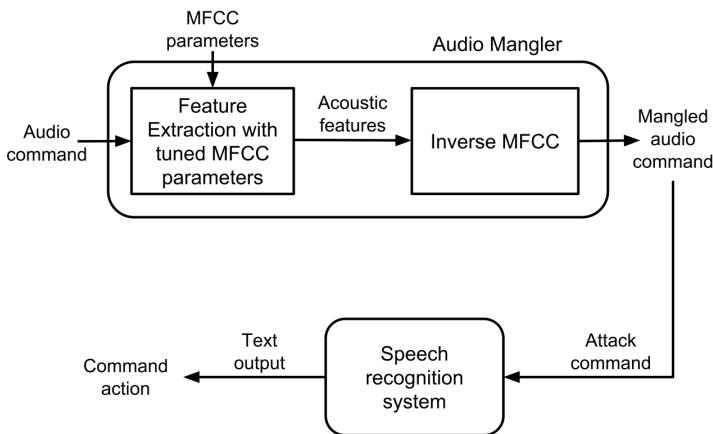


Figure 2: Attack outline.

作者的攻击思路非常简单, 从语音中提取出 MFCC 特征 (这个过程会 **丢失一些语音的信息**, 如 MFCC 特征往往只取前 13 个参数, 而高维的 MFCC 特征代表着能量变化的高频信息), 然后把 **MFCC 特征逆转为语音信号**, 只要该样本同时满足 “**人耳无法理解**”, “**机器可以理解**” 两个条件, 那么这就是一个成功的对抗样本。

Shortcoming

1. 需要大量的时间去生成一个对抗样本，因为要调参数使得满足“人耳无法理解”，“机器可以理解”两个条件；
2. ~~文章的编写我觉得挺烂的，你想知道的你都没有知道，你不想知道的他介绍了一堆。如果你熟悉语音识别、MFCC的话，会发现整篇文章就只有两块（介绍了语音识别和做了个问卷调查），对于实际的攻击算法的实现、如何去调参生成一个对抗样本（作者的描述是：我生成了 500 个样本）并没有提及，甚至没有介绍相关的参数，代码也是没有开源的（计算 MFCC 的链接在下面）；（立马拥抱 Carlini 大佬）~~
3. ~~（猜测一下）整个算法的流程大概是：正常计算得到MFCC特征，然后用逆 DCT 变换（对应 Mel Filter Bank Energy 到 MFCC 过程）和逆 DFT 变换（对应时域信号到频谱过程）。虽然算法特别简单，但是因为涉及到帧之间的重叠（分帧的时候一般 step_length < frame_length），整个调试过程应该是比较麻烦的事情；~~

Links

- 论文链接：[Vaidya, Tavish, et al. "Cocaine noodles: exploiting the gap between human and machine speech recognition." 9th USENIX Workshop on Offensive Technologies \(WOOT\) 15, 2015.](#)
- MFCC 实现：[PLP and RASTA \(and MFCC, and inversion\) in Matlab using melfcc.m and invmelfcc.m \(columbia.edu\)](#)

Hidden Voice Commands

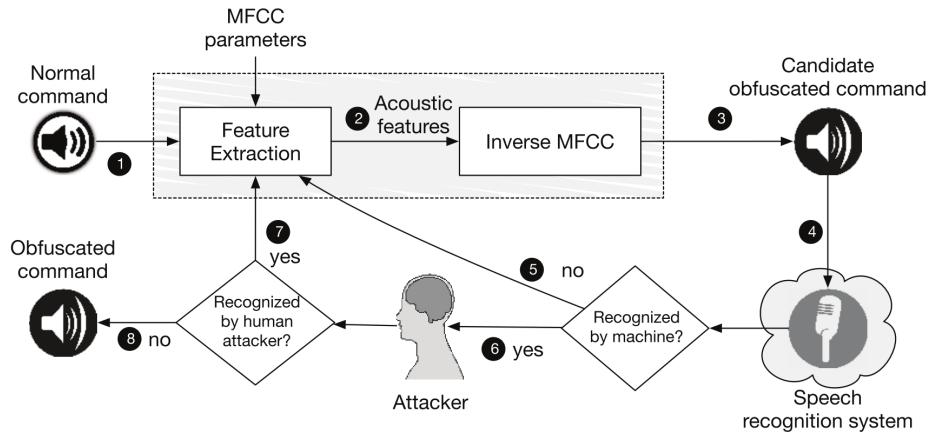
Contribution

1. “实验设定”值得借鉴，让阅读者很清晰地了解实验情景，能够对攻击性有一个简单的预估；
2. 攻击特征提取模块；
3. 使用梯度下降算法攻击 GMM-HMM 模型；
4. 虽然这篇文章有挺多的不足，但语音识别的对抗攻击从这篇文章开始有了比较清晰的思路；
5. 可以看到，Carlini 等人在对抗攻击上面是非常有经验的，其实他们已经看到了全部的攻击向量：特征提取模块能不能攻击，模型能不能攻击，环境如何影响攻击的成功率，人们对对抗样本的感受是怎样的，如何防御对抗样本 等等。

Notes

Black-box Attacks

1. 整体思路：将正常的 TTS 语音模糊化；
2. 这部分是对文章 ["Cocaine Noodles: Exploiting the Gap between Human and Machine Speech Recognition"](#) 的完善。算法流程如下：



通过计算 MFCC 然后 MFCC 逆转为时域信号这个过程，算法就能够从理论上**保留语音识别算法关注的语音特征，而抹除不相关的语音特征**（上一篇论文中已经解释这个原理），而抹除的这部分特征又很可能对人的听觉影响是很大的，导致人无法听清对抗样本；

3. 实验设定：介绍了使用的扬声器的型号，实验房间的大小、背景噪声，测试时设备的距离为 3 米，使用三星和苹果手机中的 Google；背景噪声使用 JBL 播放，噪声的大小约为 53dB；

4. Evaluation：

(1) Attack Range：当攻击距离大于 3.5米 或者 SNR 小于 5dB 时，攻击就无法成功；、

(2) Obfuscating Parameter：

Parameter	Description
wintime	time for which the signal is considered constant
hoptime	time step between adjacent windows
numcep	number of cepstral coefficients
nbands	no. of warped spectral bands for aggregating energy levels

(2) Results：简单比较人和机器在指令模糊后的识别率的变化

	Ok Google		Turn on airplane mode		Call 911	
	Machine	Human	Machine	Human	Machine	Human
Normal	90% (36/40)	89% (356/400)	75% (30/40)	69% (315/456)	90% (36/40)	87% (283/324)
Obfuscated	95% (38/40)	22% (86/376)	45% (18/40)	24% (109/444)	40% (16/40)	94% (246/260)

White-box Attacks

1. 整体思路：梯度下降算法寻找一个样本点；

2. Simple Approach：使用梯度下降算法，生成对抗样本；但是作者发现这样找到的样本**并没有比 Black-box Attacks 找到的样本要更好**；梯度下降算法的目标函数：

$$f(x) = (MFCC(x) - y)^2 \cdot z$$

即希望计算得到的 MFCC 特征和目标的 MFCC 相近，z 是一个权重因子，作者直接取单位向量；

3. Improved Approach：

(1) 扩展 MFCC 维度：计算 MFCC 后输出的是 13 维的 MFCC 特征，**通常在语音识别中会用它的导数将其扩展到 39 维；这边有一个不太好理解的地方，前面输出 13 维的时候是将 MFCC 特征给截断了，为什么又要把它扩展到 39 维呢？因为前面截断特征舍弃的是一帧中 MFCC 的高维分量，这个分量指的是该帧能量谱变化较快的信息（这部分对我们语音识别是没有用的，但可能对说话人识别是有用的），保留的低维分量是能量谱变化较慢的信息（能量谱的包络）；而后面扩展维度作导数是将前后帧 MFCC 作差求导，得到的是前后帧 MFCC 的变化信息（语音的前后帧具有很强的相关性）。求导的方式就是前后做差，如下：**

$$y_i = (x_i, x_{i+2} - x_{i-2}, (x_{i+3} - x_{i-1}) - (x_{i+1} - x_{i-3}))$$

(2) 模糊 MFCC 序列：Black-box Attacks 中 MFCC 的序列是固定的，然后去模糊输入序列。在 White-box Attacks 中 MFCC 也是“模糊”的，**其原理在于不同的人发同一个音的方式是不同的，那么他发这个音的方式只是这个音所有发音方式的其中一种**。有一个目标字符串，从中抽取去目标音素序列，一个音素对应一个 HMM 状态，一个 HMM 状态 对应一个 GMM 模型（由多个高斯分布函数组成，代表着一个音素的不同发音方式），我们从中随机挑选一个高斯分布作为我们的目标分布，即可将 MFCC 给“模糊”化了；

(3) 缩短音素的发音时长：GMM-HMM 模型识别一个音素最短**只需要 4 帧即可**，但这么短的时间（大约为 0.5s）对人来说识别一个音素是比较困难的，因此作者通过让音素发音尽可能地短来增强指令的隐藏性；

(4) 优化目标：(作者这边的公式有问题)

假设我们确定了一个目标 GMM 序列，我们希望通过梯度下降算法让 MFCC 分类为该序列的概率最大 (**Maximize the likelihood**)：

$$\prod_i \exp\left\{\sum_{j=1}^{39} \frac{\alpha_i^j - (y_i^j - \mu_i^j)^2}{\delta_i^j}\right\}$$

其中， y 为 39 维 MFCC， α 为混合高斯中的权重系数， μ 为均值向量， δ 为方差向量， i 为帧的序号， j 为维度的序号。**Maximize the log likelihood**：

$$\log \left[\prod_i \exp\left\{\sum_{j=1}^{39} \frac{\alpha_i^j - (y_i^j - \mu_i^j)^2}{\delta_i^j}\right\} \right] = \sum_i \sum_j \frac{\alpha_i^j - (y_i^j - \mu_i^j)^2}{\delta_i^j}$$

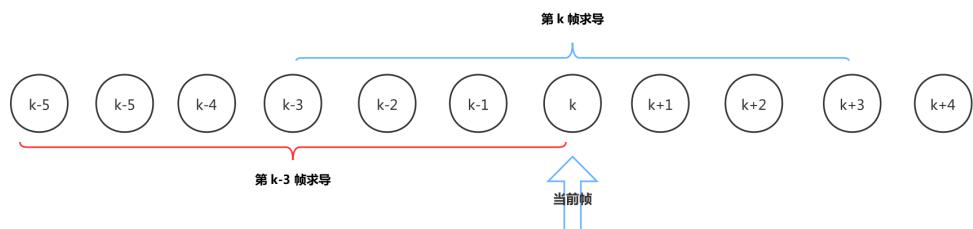
等同于**最小化负的 log 似然**：

$$\sum_i \sum_j \frac{-\alpha_i^j + (y_i^j - \mu_i^j)^2}{\delta_i^j}$$

这是一个非线性的 最小二乘问题（作者在文章中称 $y = MFCC(x)$ 是线性关系，但我认为 x 和 y 之间是非线性的，因为在求能量谱时存在平方）。

(5) 算法简述：(作者的描述实在是无法理解，在没有代码参考的情况下，以下算法简述含有大量的个人猜测成分，请阅读文章后再看)

- 贪婪算法：算法每一次都往前走一帧，生成最优的 160 个采样点（帧移大小），使得当前的最小二乘的累和最小；(对应伪代码第 10 行开始的代码块)
- 每一个 HMM 状态对应着多个高斯分布，作者期望的是逼近其中某一个高斯分布使得最小二乘最小化即可；(对应伪代码第 14 行开始的代码块)
- LSTDERIV：根据前 $k - 1$ 帧的 $MFCC_{13}$ ，**期望拟合**的前 $k - 1$ 帧的 $MFCC_{39}$ ，和**当前期望拟合**的第 k 帧的 $MFCC_{39}$ ，求解最小二乘优化问题，得到**当前帧局部最优**的 $MFCC_{13}$ 和 $MFCC_{39}$ 。为什么是求解一个当前局部最优的解呢？1. 采用的是贪婪算法，每看一帧便确定一个局部最优的 $MFCC$ ；2. 每一步实际并没有求得一个时序序列使得其 $MFCC$ 满足当前局部最优，看函数的参数，我们的 f 是从时序序列里面求出来的 $MFCC$ 特征；3. 每一步的最小 likelihood 值受到**前后 3 帧** $MFCC$ 的影响（查看前面求导公式），同样当前帧的 $MFCC$ 会影响前 3 帧的 likelihood，见下图；(我不是很好理解文章里面的 $k + 6$ 怎么来的) (对应伪代码第 15 行)



- GRADDESC：使用 Conjugate Gradient 算法，生成 160 个采样点；(对应伪代码第 21 行)

```

1 | 变量定义:
2 | s := 语音序列
3 | f := 语音序列的 13维MFCC 特征
4 | g := 期望的 39维MFCC 特征
5 | h := 目标 HMM 状态序列
6 |
7 | def main():
8 |     init variables as empty list: s,f,g
9 |     select HMM state sequence according to Target Command: h
10|    for i in range(len(h)):
11|        m_l_score = MAX_FLOAT # min LST score
12|        t_mfcc = None # target MFCC, 13维
13|        t_g = None # target expanded MFCC, 39维
14|        for j in range(len(h[i].g_mean_list)) # h[i].g_mean_list is
the mean value of each Gaussian for h[i]
15|            (l_score, tmp_mfcc, tmp_g) = LSTDERRIV(f, g,
h[i].g_mean_list[j]) # tmp_mfcc is the optimal MFCC(13维) to
minimize l_score, and tmp_g is the expanded MFCC(39维) extracted
according to the optimal MFCC(13维).
16|            if l_score < m_l_score:
17|                m_l_score = l_score
18|                t_g = tmp_g
19|                t_mfcc = tmp_mfcc
20|                g.append(t_g)
21|                s = GRADDESC(s, t_mfcc) # 使用梯度下降算法生成新的语音序列 (新增
160个点)
22|                f = MFCC(s)
23|            return s

```

4. ↗ Playing over the air:

- (1) 让音频在扬声器上更易播放：在梯度下降过程中增加音频二阶导的惩罚项；
- (2) 预测音频在物理信道上的失真；
- (3) 通过实际的物理播放来调整目标 MFCC；

5. Evaluation:

	Human Understanding	Machine Understanding
Normal	74% (230/310)	—
Obfuscated	0% (1/377)	82% (82/100)

Defense

1. 使用**提醒用户的方式**进行防御；
2. 使用**要求用户确认的方式**进行防御；
3. 使用**低通滤波器的方式**进行防御；
4. 训练一个**对抗样本的分类器**进行防御；

Shortcoming

1. 对于实验目标的指令选择上，不够充分，只选择了三个较短的指令进行尝试；
2. 算法的解释上面不清楚；
3. 攻击十分的耗时，文章中提到，在白盒攻击下生成一个好的对抗样本可能需要 30 个小时左右；
4. 白盒攻击中 “Playing over the air” 依赖于设备和周围环境，实际中我们并不能很好地模拟攻击场景下的噪声环境和设备；

Links

- 论文链接: [Carlini, Nicholas, et al. "Hidden voice commands." 25th {USENIX} Security Symposium \(USENIX Security 16\). 2016.](#)
- 论文主页: [Hidden Voice Commands](#)
- ▷ 背景噪声数据集: [Crowd Sounds — Free Sounds at SoundBible.](#)

Commandersong: A systematic approach for practical adversarial voice recognition

Contribution

Notes

Links

- 论文链接: [Yuan X, Chen Y, Zhao Y, et al. Commandersong: A systematic approach for practical adversarial voice recognition\[C\]//27th {USENIX} Security Symposium \({USENIX} Security 18\). 2018: 49-64.](#)

DolphinAttack: Inaudible voice commands

Contribution

- 利用麦克风非线性的特征，使得高频信号采样后出现额外的低频分量；
- 攻击的原理：让正常语音隐藏到高频波段中，从而让其无法被听到；

Notes

- 攻击语音前端采集模块（麦克风）的对抗攻击（或者说，更像是一种漏洞）。
- 麦克风工作原理:** 语音信号是一种波，被麦克风捕获，麦克风把波的声压转换成电信号，再通过对电信号进行采样便可获得离散时间的波形文件（引自[李理的博客](#)）。这个过程中，LPC 模块会过滤掉超过 20kHz 的信号，ADC 模块负责采样信号：

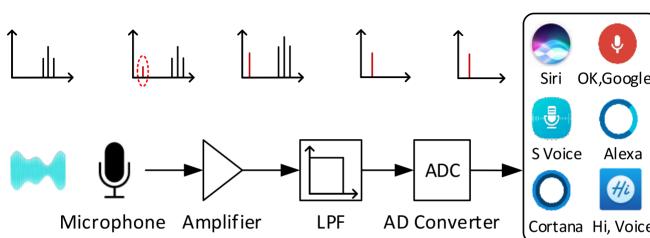
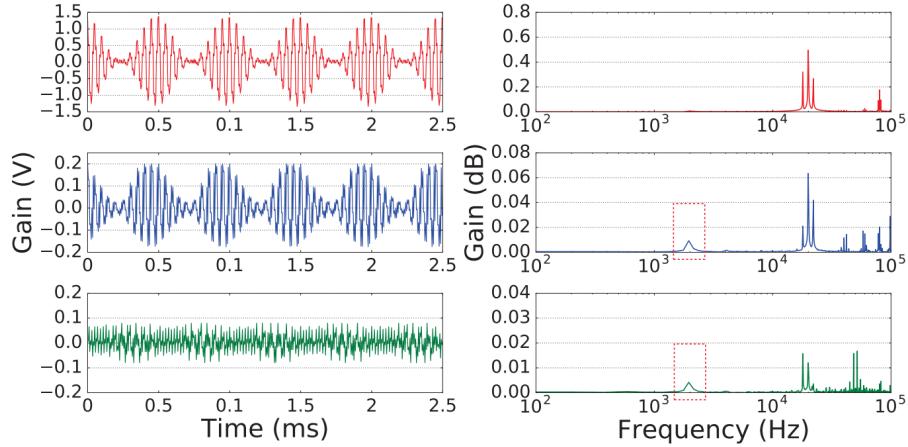


Figure 3: An illustration on the modulated tone traversing the signal pathway of a voice capture device in terms of FFT.

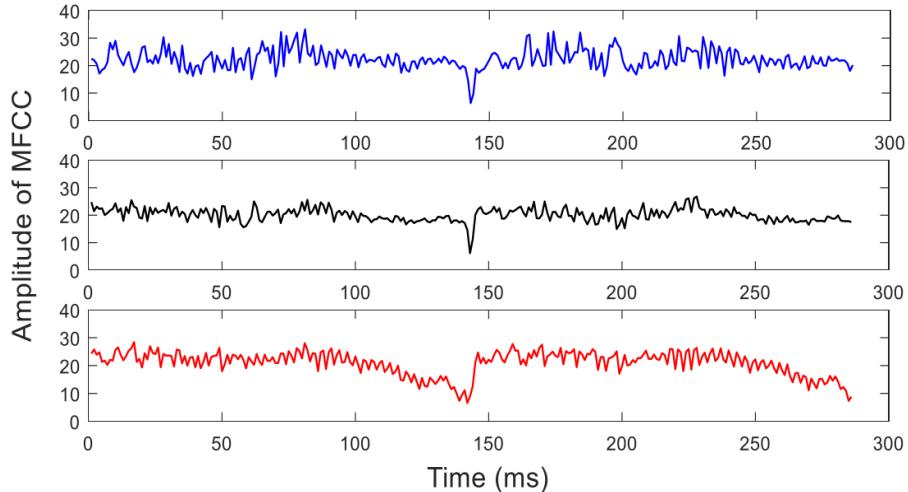
3. 麦克风的非线性特征，能够使得高频的语音信号被 **downconversion** (或可以理解为解调) 出低频的能量分量。

(1) 非线性特征对**单频率语音**转录的影响, 如下图:



其中第一行是**原始语音的频谱**, 第二行是 **MEMS 麦克风接收后的频谱**, 第三行是 **ECM 麦克风接收后的频谱**。这里采用的载波信号为 20kHz, 语音信号为 2kHz。

(2) 非线性特征对**正常说话**的影响, 如下图:



其中第一行是原始的 TTS 语音 (发音为 Hey) 的 MFCC 特征, 第二行是正常播放-录音后的 MFCC 特征, 第三行是经过“调制-解调”的 MFCC 特征。计算得到他们的 MCD 距离分别为 3.1 和 7.6。 (**我不是很好理解 Amplitude of MFCC 是什么意思, 时频的 MFCC 特征应该像热力图才对?**)

4. Voice Command Generation, 生成指令用于后续调制过程:

(1) Activation Commands Generation: 使用 TTS (Text to Speech) 的方法或者是语音拼接的方法生成一个唤醒词。 (可以看到在智能语音助手领域, 说话人的识别并不是很有效的, 可以被说话声音相似的人激活) ;

(2) General Control Commands Generation: 直接使用 TTS 生成;

5. Evaluation: 这部分和信号的调制非常相关, 不太易懂, 直接简略地贴上结果

Manuf.	Model	OS/Ver.	SR System	Attacks		Modulation Parameters			Max Dist. (cm)	
				Recog.	Activ.	f_c (kHz) & [Prime f_c] ‡	Depth	Recog.	Activ.	
Apple	iPhone 4s	iOS 9.3.5	Siri	✓	✓	20–42 [27.9]	≥ 9%	175	110	
Apple	iPhone 5s	iOS 10.0.2	Siri	✓	✓	24.1 26.2 27 29.3 [24.1]	100%	7.5	10	
Apple	iPhone SE	iOS 10.3.1	Siri	✓	✓	22–28 33 [22.6]	≥ 47%	30	25	
			Chrome	✓	N/A	22–26 28 [22.6]	≥ 37%	16	N/A	
Apple	iPhone SE †	iOS 10.3.2	Siri	✓	✓	21–29 31 33 [22.4]	≥ 43%	21	24	
Apple	iPhone 6s *	iOS 10.2.1	Siri	✓	✓	26 [26]	100%	4	12	
Apple	iPhone 6 Plus *	iOS 10.3.1	Siri	✗	✓	— [24]	—	—	2	
Apple	iPhone 7 Plus *	iOS 10.3.1	Siri	✓	✓	21 24–29 [25.3]	≥ 50%	18	12	
Apple	watch	watchOS 3.1	Siri	✓	✓	20–37 [22.3]	≥ 5%	111	164	
Apple	iPad mini 4	iOS 10.2.1	Siri	✓	✓	22–40 [28.8]	≥ 25%	91.6	50.5	
Apple	MacBook	macOS Sierra	Siri	✓	N/A	20–22 24–25 27–37 39 [22.8]	≥ 76%	31	N/A	
LG	Nexus 5X	Android 7.1.1	Google Now	✓	✓	30.7 [30.7]	100%	6	11	
Asus	Nexus 7	Android 6.0.1	Google Now	✓	✓	24–39 [24.1]	≥ 5%	88	87	
Samsung	Galaxy S6 edge	Android 6.0.1	S Voice	✓	✓	20–38 [28.4]	≥ 17%	36.1	56.2	
Huawei	Honor 7	Android 6.0	HiVoice	✓	✓	29–37 [29.5]	≥ 17%	13	14	
Lenovo	ThinkPad T440p	Windows 10	Cortana	✓	✓	23.4–29 [23.6]	≥ 35%	58	8	
Amazon	Echo *	5589	Alexa	✓	✓	20–21 23–31 33–34 [24]	≥ 20%	165	165	
Audi	Q3	N/A	N/A	✓	N/A	21–23 [22]	100%	10	N/A	

‡ Prime f_c is the carrier wave frequency that exhibits highest baseband amplitude after demodulation.

— No result

† Another iPhone SE with identical technical spec.

* Experimented with the front/top microphones on devices.

Shortcoming:

这篇文章的攻击非常有效，因为他利用的是麦克风的“漏洞”，所以几乎能够攻击全部平台设备。但它的缺点是需要一台超声波发生设备。

Links

- 论文链接：[Roy, Nirupam, et al. "Inaudible voice commands: The long-range attack and defense." 15th {USENIX} Symposium on Networked Systems Design and Implementation \({NSDI} 18\). 2018.](#)
- Github 主页：[USSLab/DolphinAttack: Inaudible Voice Commands \(github.com\)](#)

* Did you hear that? Adversarial Examples Against Automatic Speech Recognition

Contribution

- 使用遗传算法，针对关键词识别模型进行黑盒攻击；

Notes

- 黑盒、有目标的针对语音关键词识别的对抗攻击算法。** 攻击的模型是 **Speech Commands Classification Model**，其中涉及的关键词有 `yes`、`no`、`up`、`down`、`left`、`right`、`on`、`off`、`stop` 和 `go`；

- 算法流程：

Algorithm 1: Generation of Targeted Adversarial Audio Files using Genetic Algorithm

Inputs :Original benign example \mathbf{x}
target classification label t

Output :Targeted attack example \mathbf{x}_{adv}

```

/* Initialize the population of candidate solutions */  

population ← InitializePopulation( $\mathbf{x}$ )  

iter_num = 0  

while iter_num < max_iter do  

    scores ← ComputeFitness(population)  

     $\mathbf{x}_{adv}$  ← population [ $argmax(scores)$ ]  

    if  $argmax f(\mathbf{x}_{adv}) = t$  then  

        | break // Attack succeeded, Stop early.  

    end  

    /* Compute selection probabilities. */  

    select_probs ← Softmax( $\frac{scores}{Temp}$ )  

    Next population ← {}  

    for  $i \leftarrow 1$  to size do  

        | Select  $parent_1$  from population according to probabilities select_probs  

        | Select  $parent_2$  from population according to probabilities select_probs  

        | child = Crossover( $parent_1$ ,  $parent_2$ )  

        | Next population = Next population  $\cup \{child\}$   

    end  

    foreach child of Next population do Mutate(child)  

    population ← Next population  

    iter_num = iter_num + 1  

end  

return  $\mathbf{x}_{adv}$ 

```

使用遗传算法生成对抗样本；

Links

- 论文链接: [Alzantot, Moustafa, Bharathan Balaji, and Mani Srivastava. "Did you hear that? adversarial examples against automatic speech recognition." NIPS Machine Deception Workshop \(2017\).](#)
- 论文主页: [Adversarial Speech Commands | adversarial audio \(nesl.github.io\)](#)
- 论文代码: [nesl / adversarial audio \(github.com\)](#)

Audio Adversarial Examples: Targeted Attacks on Speech-to-Text

Contribution

- 白盒、有目标的、攻击端到端 DeepSpeech 模型 (CTC) 的对抗攻击算法；

Notes

- 白盒、有目标的**对抗攻击算法。攻击的模型为 **DeepSpeech** 模型，攻击的指令为**任意长度**；
- 基础的**攻击方法，loss 函数（后半部分为 CTC-Loss）如下：

$$\begin{aligned} & \text{minimize } |\delta|_2^2 + c \cdot \ell(x + \delta, t) \\ & \text{such that } dB_x(\delta) \leq \tau \end{aligned}$$

作者提到使用 2 范数而不用无穷范数的原因是，无穷范数可能会导致不收敛的问题，难以训练。在参数的选择上，作者使用 Adam 算法，学习率为 5，迭代论述为 5000。在实验过程中，作者发现**目标指令越长**，需要添加越多的扰动来生成对抗样本；而如果**原始指令越长**，似乎更加容易生成对抗样本（这一点我的想法是，**如果原始指令越长，原始存在更多的音素和能**

量可以被梯度下降过程利用)。

3. ↗ 改进的攻击方法 (作者称: 这种改进的攻击方法只能在 DeepSpeech 使用 Greedy-Search 的情况下有效), loss 函数如下:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } |\delta|_2^2 + \sum_i c_i \cdot L_i(x + \delta, \pi_i) \\ & \text{such that } dB_x(\delta) < \tau \end{aligned}$$

其中 $L_i(x, \pi_i) = \ell(f(x)^i, \pi_i)$ 表示对于当前 alignment, 第 i 帧的 loss 值。作者这样修改 loss 函数的原因大致有两个:

- (1) 如果使用 CTC-Loss, 会添加不必要的修改。如果已经解码出 "ABCX", 目标指令为 "ABCD", 在使用 CTC-Loss 时, 梯度下降算法仍然会在 "A" 上添加扰动使得其变得更像 "A";
- (2) 不同的字符生成的难易程度是不同的, 所以把权重系数 c 移到了累加的里面。(这一点作者称是在 [Hidden Voice Command](#) 中发现的规律, 但其实只是在附录中给出了不同的单词可能需要的最短音素帧的数量是不同的, 并没有给出字符难易程度的结论; 并且这篇文章开源的代码中也没有给出这个改进的 loss 函数, 所以可以直接把这个 c 移出去作为单个参数进行调参);

训练的 **trick**: 首先用 CTC-Loss 生成一个对抗样本, 以这个对抗样本为参照固定 alignment (在 CTC 中, 可能有许多种 alignment, 作者通过这种方法来确定选择其中一种), 然后用改进的 loss 函数来生成; (这边, 我的想法是, 改进的攻击方法会使得对抗样本丧失其迁移性, 因为它只是恰好将特征拟合到模型的边界而已, 而没有去进一步地逼近泛化的特征上)

4. Evaluation:

- (1) 作者在原始指令的基础上通过非常小 (约为 -30dB) 的扰动生成对抗样本, 并且在白盒的情况下最多可以在 1s 的语音中插入 50 个字符;
- (2) 对于 Non-Speech, 作者发现更难生成对抗样本;
- (3) 作者还对比了 FGSM 和 Iterative Optimization 两种生成对抗样本的算法, 发现在语音识别领域 FGSM 只适合生成 un-targeted 样本, 而不适合生成 targeted 样本 (或者说生成的效率很差, 几乎没有办法生成) ;
- (4) 作者发现这种方法生成的对抗样本是对噪声不鲁棒的;

Links

- 论文链接: [Carlini, Nicholas, and David Wagner. "Audio adversarial examples: Targeted attacks on speech-to-text." 2018 IEEE Security and Privacy Workshops \(SPW\). IEEE, 2018.](#)
- 论文主页: [Audio Adversarial Examples \(carlini.com\)](#).
- 论文代码: [carlini/audio_adversarial_examples: Targeted Adversarial Examples on Speech-to-Text systems \(github.com\)](#)

Adversarial Attacks Against Automatic Speech Recognition Systems via Psychoacoustic Hiding

Contribution

1. 白盒、有目标的、针对API的、针对Kaldi DNN-HMM模型的对抗攻击算法；
2. 首次提出使用声学掩蔽效应；
3. 实验部分做的很全面，值得借鉴；

Notes

1. **白盒、有目标的、只针对API的对抗攻击算法。** 攻击的模型为 Kaldi 的 **WSJ** 模型（或称为 recipe）；
2. 攻击方法整体架构如下：

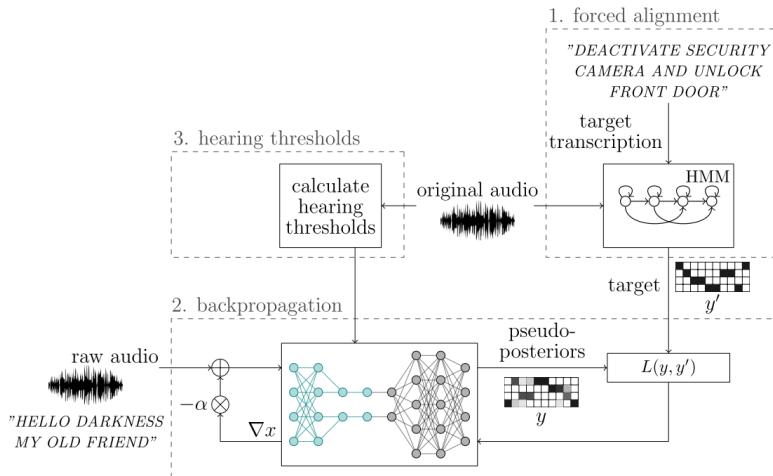


Fig. 3: The creation of adversarial examples can be divided into three components: (1) *forced alignment* to find an optimal target for the (2) backpropagation and the integration of (3) the hearing thresholds.

(1) **Forced Alignment:** 时序信号经过分帧后，每一帧都有对应音素的概率分布（Kaldi 中使用 [tri-phone](#)，直接说音素比较好理解）。作者根据目标指令和原始语音找到一个最好的对齐方式，目的是为了使得修改量最小；

(2) **Back-propagation in Feature Extraction:** 语音识别过程给网络的一般是 MFCC、Mel-log Filter Bank 等语音特征，把它简单地理解成是一张**二维热力图**，算法需要把梯度从这个特征回传到时域信号。（Kaldi 不像 tensorflow 那样直接就帮你把梯度计算好了，所以作者去推导了相关的梯度计算公式。不过，[这里作者只推导了对数能量谱的梯度，但是 WSJ 里面用的应该是 MFCC 才对。另外不清楚作者用的是优化器，还需要看一下 Kaldi 代码。](#)）。

(3) **Hearing Thresholds:** **心理声学掩蔽效应**，可以计算出音频各个时间、各个频率点的能量掩蔽值，只要修改量不超过这个值，那么人就不会察觉。下图展示了在 1kHz 处 60dB 信号的能量掩蔽曲线（黑色），绿色的为人耳能够感受到声音的最小能量（如 20kHz 的声音，至少要达到 70dB 我们才听得到）：

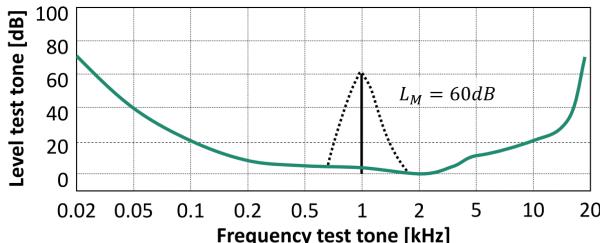


Fig. 2: Hearing threshold of test tone (dashed line) masked by a $L_{CB} = 60 \text{ dB}$ tone at 1 kHz [64]. In green, the hearing threshold in quiet is shown.

作者计算样本的能量变化 D ，并期望 D 在任何时间、频率点均小于掩蔽阈值 H ，公式如下（论文中的公式有个小错误， f 应该是 k ）：

$$D(t, f) \leq H(t, k), \quad \forall t, k,$$

with $D(t, k) = 20 \cdot \log_{10} \frac{|S(t, k) - M(t, k)|}{\max_{t, k}(|S|)}$

变量 Φ 度量能量变化 D 和掩蔽阈值 H 之间的差值。如果 D 在任何点都不能超过 H ，这样的限制条件过于苛刻，可能会导致无法生成对抗样本。故作者添加一个系数来放宽这个限制条件，公式如下：

$$\begin{aligned}\Phi &= H - D \\ \Phi^* &= \Phi + \lambda\end{aligned}$$

将 Φ 小于 0 的值置为 0 并归一化到 0~1，公式如下：

$$\begin{aligned}\Phi^*(t, k) &= 0, \text{ if } \Phi^*(t, k) < 0 \\ \hat{\Phi}(t, k) &= \frac{\Phi^*(t, k) - \min_{t, k}(\Phi^*)}{\max_{t, k}(\Phi^*) - \min_{t, k}(\Phi^*)}, \quad \forall t, k\end{aligned}$$

只添加 Φ 到梯度回传中时，作者发现差点意思。将 H 归一化到 0~1，公式如下：

$$\hat{H}(t, k) = \frac{H(t, k) - \min_{t, k}(H)}{\max_{t, k}(H) - \min_{t, k}(H)}$$

最后作者将这两个系数结合到 DFT 的梯度回传上（声学特征的计算这里不做解释了，推荐 [Mel Frequency Cepstral Coefficient \(MFCC\) tutorial](#)），公式如下：

$$\nabla X^*(t, k) = \nabla X(t, k) \cdot \hat{\Phi}(t, k) \cdot \hat{H}(t, k), \quad \forall t, k$$

我对这一块的理解：整体来看，作者想要使用“心理声学掩蔽效应”来生成更具隐藏性（或者说修改量小）的对抗样本，他认为“当前掩蔽值大”、并且“修改量远小于掩蔽值”的点可以添加更多的扰动，回传的梯度可以更大；而“当前掩蔽值小”、或者是“修改量已经接近掩蔽值”的点不应该再做更多的修改，回传的梯度趋近于 0。相对而言，我更喜欢“Imperceptible, Robust, and Targeted Adversarial Examples for Automatic Speech Recognition”的工作，他们直接将“心理掩蔽效应”添加到了 loss 函数中去，让模型自己来选择梯度的变化。

最后思考一个问题：这样用掩蔽阈值和 perturbation 的差值来度量真的是一种好的方法吗？可能不是，我们其实更希望的是去度量频率掩蔽曲线的变化有多大。举例来说，计算掩蔽阈值的时候首先得到的是 masker（可以理解为一个频率点，其能量是个极值点），我们在 masker 处增加能量来抬高 masker（完全可以做到增加的能量低于 masker 处的掩蔽值，因为这个点的掩蔽值等于 masker 的能量，这个值是很大的），这样人耳的听觉感受已经发生了改变。但是如果要这么来做，就要用可求解梯度的方法来实现“计算掩蔽值”的过程，过程实在是很复杂，这也可能是大家不这么做的原因（代价太大，做出来还不知道能不能收敛，效果好不好）。

3. ↗ Evaluation:

(1) 目标指令：

```

01: DO NOT BLAME YOU
02: THE COMMAND IS PLANTED
03: THE CAKE IS A LIE
04: THE COMMAND IS IN MY BRAIN
05: I'M AN INVADER COMING FOR YOU
06: WINTER IS COMING ZOMBIE COMING
07: IN MY RIGHT HAND
08: PRINCESS IN THE CASTLE
09: THEY DON'T BLAME YOU FIND A BOY
10: WELCOME TO THE JUNGLE ZOMBIE COMING WINTER IS COMING
11: THE CAKE IS A LIE DON'T BLAME YOU
12: I BELIEVE MOST PEOPLE ARE GOOD
13: THE HEAD THEY ARE STILL FIGHTING
14: I BELIEVE ALL PEOPLE ARE GOOD
15: THE SOUND OF SILENCE
16: IN THE MONEY CASTLE
17: WINTER IS COMING
18: DEACTIVATE SECURITY CAMERA AND UNLOCK FRONT DOOR
19: HE IS A MAN HE'S A GHOST
20: INTO YOUR FACE
21: TODAY I AM GOING NOWHERE

```

(2) 原始音频: Speech (从 WSJ 数据集中获取) + Music

(3) 评估指标: **WER** 和 **平均修改能量**, 前者越小越好, 后者越大越好;

(4) 分析 Hearing Threshold 和 Forced Alignment 的效果, 学习率 **0.05** (这个和其他的工作相差挺大, 猜测可能是因为有像 librosa 那样的 normalization), 迭代 500 轮:

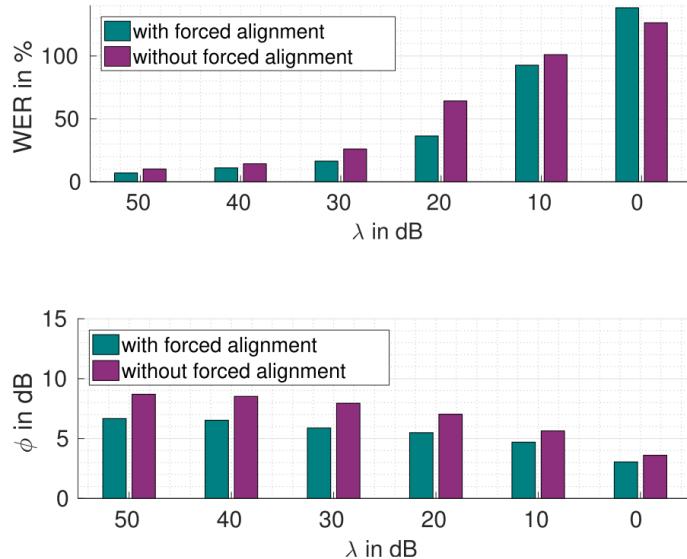


Fig. 6: Comparison of the algorithm with and without forced alignment, evaluated for different values of λ .

(5) 分析单位时间嵌入词数量的影响:

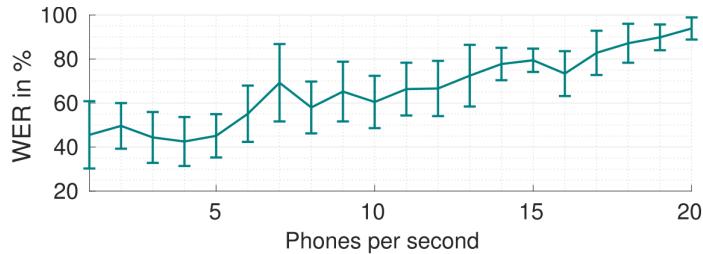
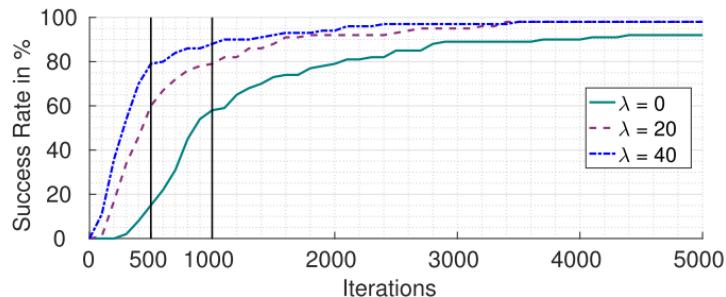
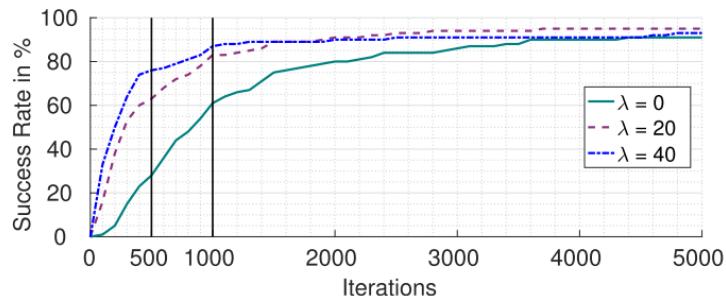


Fig. 7: Accuracy for different phone rates. To create the examples, 500 iterations of backpropagation and $\lambda = 20$ are used. The vertical lines represent the variances.

(6) 分析迭代轮数的影响:



(a) Speech



(b) Music

Fig. 8: Success rate as a function of the number of iterations. The upper plot shows the result for speech audio samples and the bottom plot the results for music audio samples. Both sets were tested for different settings of λ .

(7) 和 CommandSong 进行对比，对比的指标为 SNR：

TABLE III: Comparison of SNR with *CommanderSong* [61], best result shown in bold print.

	None	40 dB	20 dB	0 dB	<i>CommanderSong</i> [61]
SNR	15.88	17.93	21.76	19.38	15.32

$$\text{SNR(dB)} = 10 \cdot \log_{10} \frac{P_x}{P_\sigma},$$

Links

- 论文链接：[Schönherr, Lea, et al. "Adversarial attacks against automatic speech recognition systems via psychoacoustic hiding." arXiv preprint arXiv:1808.05665 \(2018\).](#)
- 论文主页：[Adversarial Attacks \(adversarial-attacks.net\)](#)
- 论文代码：[rub-ksv/adversarialattacks: Adversarial Attacks \(github.com\)](#)

* Targeted adversarial examples for black box audio systems

Contribution

- 黑盒（但依赖于模型输出概率）、有目标的攻击 DeepSpeech 的对抗攻击算法；
- 结合遗传算法和梯度下降算法（在语音上没人这么来做过，但是其实在图像识别上面这种黑盒攻击不是新鲜事了，所以在算法上面没有创新型，而且直接应用到语义领域，出现了 query 次数巨大的问题）；

3. 思路是值得借鉴的，黑盒攻击一定有比白盒攻击更加 interesting 的问题，但是不能照搬图像领域的办法；

Notes

1. 黑盒(或称为灰盒)、有目标的对抗攻击算法。攻击的模型为 DeepSpeech 模型，选择的方式是遗传算法和梯度下降算法的结合；
2. 原始音频与目标指令：从 CommonVoice 测试集中挑选出前 100 个样本作为原始音频，目标指令都是 2 个词的指令，比较短；
3. 攻击场景：作者假设 DeepSpeech 模型是不可知探知的，但是知道模型最后的概率分布的输出，并且针对 Greedy Decoding 进行攻击（我的想法：这样的攻击场景其实是不常见的，所以这个工作可能指导意义不大，但是我们应该思考一下，如果 ASR 模型经过了 LM 模型的修饰，还能不能用黑盒探测的方法来生成对抗样本？如果能，代价又有多大？）；
4. 算法流程：

Algorithm 1 Black box algorithm for generating adversarial audio sample

```

Require: Original benign input  $x$  Target phrase  $t$ 
Ensure: Adversarial Audio Sample  $x'$ 
    population  $\leftarrow [x] * populationSize$ 
    while iter < maxIters and Decode(best)! = t do
        scores  $\leftarrow -CTCLoss(population, t)$ 
        best  $\leftarrow population[Argmax(scores)]$ 

        if EditDistance(t, Decode(best)) > 2 then
            // phase 1 - do genetic algorithm
            while populationSize children have not been made do
                Select parent1 from topk(population) according to
                softmax(their score)
                Select parent2 from topk(population) according to
                softmax(their score)
                child  $\leftarrow Mutate(Crossover(parent1, parent2), p)$ 
            end while
            newScores  $\leftarrow -CTCLoss(newPopulation, t)$ 
            p  $\leftarrow MomentumUpdate(p, newScores, scores)$ 

        else
            // phase 2 - do gradient estimation
            top-element  $\leftarrow top(population)$ 
            grad-pop  $\leftarrow n$  copies of top-element, each mutated
            slightly at one index
            grad  $\leftarrow (-CTCLoss(grad-pop) - scores) / mutation-$ 
            delta
            pop  $\leftarrow top-element + grad$ 
        end if
    end while
    return best

```

(1) 当样本解码的字符串距离目标指令较大时，使用遗传算法生成对抗样本，遗传算法的评分函数使用 CTC-Loss，其变异概率 p 由函数 MomentumUpdate 进行更新；

$$p_{new} = \alpha \times p_{old} + \frac{\beta}{|currScore - prevScore|}$$

(2) 当样本解码的字符串距离目标指令较小时，使用黑盒-梯度下降算法生成对抗样本，对每个序列样本点（花费巨大，对于一个 16kHz 的 5s 语音，每轮都要调用目标模型进行解码 80k 次）都分别添加小的扰动，根据 CTC-Loss 值的变化，确定扰动的影响是正面的还是负面的、是重要的还是不重要的；

$$FD_x(x, \delta) = \begin{bmatrix} (g(x + \delta_1) - g(x))/\delta \\ \vdots \\ (g(x + \delta_n) - g(x))/\delta \end{bmatrix}$$

5. Evaluation:

- (1) 使用 100 条原始语音，每个语音的目标指令是随机从 1000 个最常用的英语单词中抽取的 2 个单词，每个对抗样本，设置生成 3000 轮；
- (2) 使用 Success Rate 来评估成功率，对抗样本的成功率为 35%；使用 Cross Correlation Coefficient 来评估相似性，对抗样本与原始语音的相似性为 94.6% (这里只看成功的对抗样本)；

Links

- 论文链接：[Taori, Rohan, et al. "Targeted adversarial examples for black box audio systems." 2019 IEEE Security and Privacy Workshops \(SPW\). IEEE, 2019.](#)
- 论文代码：[rtaori/Black-Box-Audio: Targeted Adversarial Examples for Black Box Audio Systems \(github.com\)](#)

Robust Audio Adversarial Example for a Physical Attack

Contribution

1. 引入脉冲响应来提高物理攻击的成功率；
2. 实现了较高的物理攻击成功率，并且用了两组播放和接收设备；
3. 指令过短，实验应该增加更多的物理环境；

Notes

1. **白盒、有目标的针对物理环境的对抗攻击算法。** 攻击的模型为 DeepSpeech 模型，选取的指令都比较短；
2. 在图像领域的对抗攻击算法中，[Athalye et al., 2018] 等人提出了用一个抽象函数 t 来模拟物理环境下打印和拍照在样本上带来的扰动。将这个抽象函数 t 结合到对抗样本的生成过程中去，可以大大增强生成的对抗样本的鲁棒性；
3. 作者提出的方法，关键点有三个：
 - (1) **带通滤波器。** 因为人的听觉频率范围是有限的，听筒-扬声器在工作的时候很多会直接丢弃其他频率的能量，所以作者设置了一个 1000~4000 范围的带通滤波器来减少修改量（我的看法：我觉得 4000 这个上界是比较靠谱的，而 1000 这个下界可能并不合理，因为语音中低频的能量是比较高的，这部分的能量应该也是比较重要的；而这种带通滤波器的方法是否真的能够减少修改量也是存在问题的，因为依靠梯度下降算法，可能你限制了它修改的频带范围，需要的修改量可能是更多的）。形式化公式如下：

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{v}} \underset{f}{Loss}(MFCC(\tilde{\mathbf{x}}), \mathbf{l}) + \epsilon \|\mathbf{v}\|$$

where $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} + \underset{1000 \sim 4000 \text{Hz}}{BPF}(\mathbf{v})$

- (2) **脉冲响应。** 作者在生成对抗样本的过程中，添加脉冲响应的卷积来增强对抗样本对不同房间环境的鲁棒性。形式化公式如下：

$$\underset{\mathbf{v}}{\operatorname{argmin}} \mathbb{E}_{h \sim \mathcal{H}} \left[\underset{f}{Loss} (MFCC (\tilde{\mathbf{x}}), \mathbf{l}) + \epsilon \|\mathbf{v}\| \right]$$

$$\text{where } \bar{\mathbf{x}} = \underset{h}{Conv} \left(\mathbf{x} + \underset{1000 \sim 4000 \text{Hz}}{BPF} (\mathbf{v}) \right)$$

(3) **高斯白噪声**。作者在生成对抗样本的过程中，添加高斯白噪声来增强对抗样本对背景白噪声的鲁棒性。形式化公式如下：

$$\underset{\mathbf{v}}{\operatorname{argmin}} \mathbb{E}_{h \sim \mathcal{H}, \mathbf{w} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)} \left[\underset{f}{Loss} (MFCC (\tilde{\mathbf{x}}), \mathbf{l}) + \epsilon \|\mathbf{v}\| \right]$$

$$\text{where } \bar{\mathbf{x}} = \underset{h}{Conv} \left(\mathbf{x} + \underset{1000 \sim 4000 \text{Hz}}{BPF} (\mathbf{v}) \right) + \mathbf{w} \quad (7)$$

4. Evaluation:

(1) 作者其他的实现的细节与文章 ["Audio Adversarial Examples: Targeted Attacks on Speech-to-Text"](#) 是一样的，Adam 迭代器和 CTC-Loss 函数；

(2) 提到了一个比较有意思的攻击场景：FM radio；

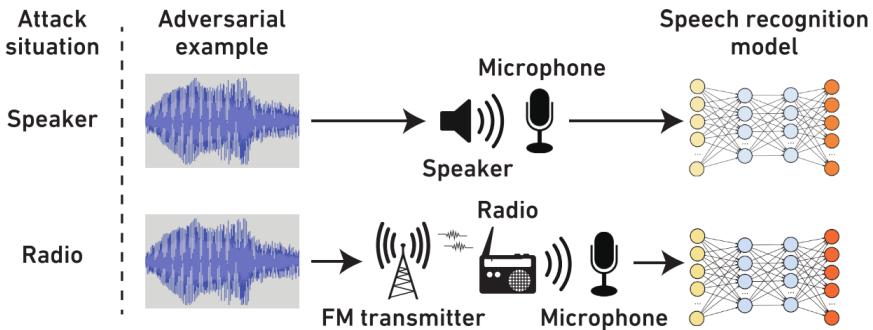


Figure 2: Two attack situations of the evaluation: speaker and radio. In the first situation, the adversarial examples were played and recorded by a speaker and a microphone. In the second situation, the adversarial examples were broadcasted using an FM radio.

思考一下：这种攻击场景多吗？未来的车辆控制可能会受到 FM 的攻击！

(3) 分析针对 API 的攻击：

	Input sample	Target phrase	SNR
(A)	Bach	hello world	9.3dB
(B)	Bach	open the door	5.3dB
(C)	Bach	ok google	0.2dB
(D)	Owl City	hello world	11.8dB
(E)	Owl City	open the door	13.4dB
(F)	Owl City	ok google	2.6dB

Table 1: Details of the generated audio adversarial examples, which showed 100% success by both the speaker and the radio and having the maximum value of SNR⁸.

(4) 分析针对物理的攻击：

		Input sample	Target phrase	SNR	Attack situation	Success rate	Edit dist.
(G)	Bach	hello world	11.9dB	Speaker Radio	60%	1.1	
					50%	1.3	
(H)	Bach	open the door	6.6dB	Speaker Radio	60%	1.8	
					60%	1.8	
(I)	Bach	ok google	4.2dB	Speaker Radio	80%	0.6	
					70%	0.9	
(J)	Owl City	hello world	12.2dB	Speaker Radio	70%	0.9	
					50%	1.5	
(K)	Owl City	open the door	14.6dB	Speaker Radio	90%	0.2	
					100%	0.0	
(L)	Owl City	ok google	8.7dB	Speaker Radio	90%	0.6	
					70%	0.9	

Table 2: Details of the generated audio adversarial examples, which showed at least 50% success by both the speaker and the radio and having the maximum value of SNR⁸.

每个样本尝试 10 次（测试次数太少了），统计成功率，并且发现只保证成功率高于 50% 的情况下，可以适当减少修改量。

Links

- 论文链接: [Yakura, Hiromu, and Jun Sakuma. "Robust audio adversarial example for a physical attack." arXiv preprint arXiv:1810.11793 \(2018\).](#)
- 论文主页: [Robust Audio Adversarial Example for a Physical Attack \(yumetaro.info\)](#)
- 论文代码: [hiromu/robust_audio_ae: Robust Audio Adversarial Example for a Physical Attack \(github.com\)](#)
- 冲击响应:

[The reverb challenge: A common evaluation framework for dereverberation and recognition of reverberant speech \(ieee.org\)](#)

[A binaural room impulse response database for the evaluation of dereverberation algorithms \(ieee.org\)](#)

[Acoustical Sound Database in Real Environments for Sound Scene Understanding and Hands-Free Speech Recognition \(naist.jp\)](#)

[Evaluation of speech dereverberation algorithms using the MARDY database \(2006\). \(ist.psu.edu\)](#)

[Acoustic measurement data from the varechoic chamber \(nist.gov\)](#)

* Adversarial Black-Box Attacks on Automatic Speech Recognition Systems using Multi-Objective Evolutionary Optimization

Contribution

- 设想在黑盒攻击的过程中，引入两个评价指标，以解决 声学相似性和文本相似性 这两个 trade off 的问题；

Notes

1. 黑盒, 有目标 / 无目标的对抗攻击;
 2. 方法:

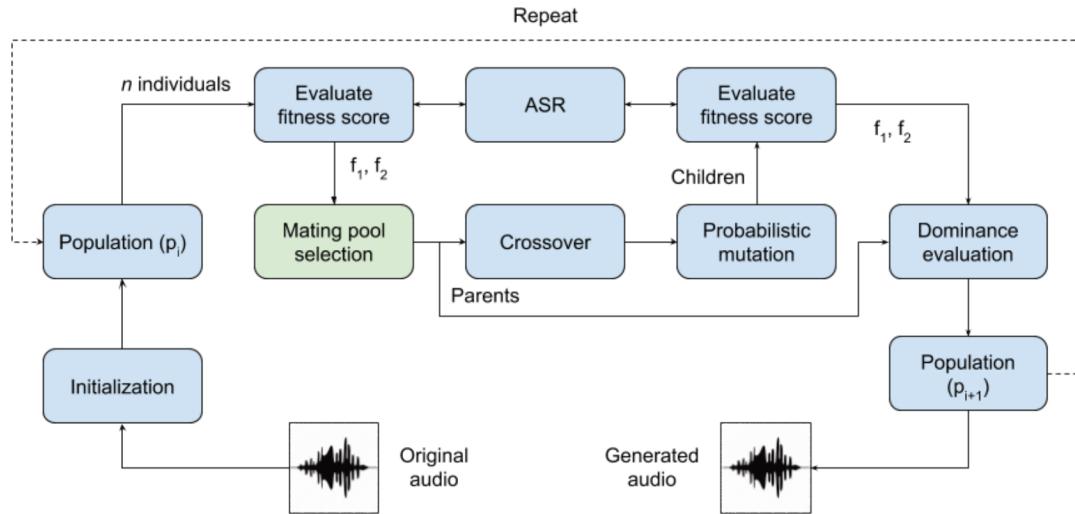


Figure 2: System Architecture

整体的方法是遗传算法, 和前面用的遗传算法的不同之处在于作者使用了两个目标作为 fitness 的度量: (1) 声学的相似性 - MFCC 距离; (2) 文本的相似性 - 文字编辑距离;

3. 需要大量 query 是当前黑盒攻击的痛点;

Links

- 论文链接: [Khare, Shreya, Rahul Aralikatte, and Senthil Mani. "Adversarial black-box attacks on automatic speech recognition systems using multi-objective evolutionary optimization." *arXiv preprint arXiv:1811.01312* \(2018\).](#)
 - 论文主页: <https://shreyakhare.github.io/audio-adversarial/>

Imperceptible, Robust, and Targeted Adversarial Examples for Automatic Speech Recognition

Contribution

1. 白盒、有目标的、针对端到端 LAS 模型的对抗攻击算法；
 2. 心理掩蔽效应；
 3. 模拟房间声学响应；
 4. 这篇文章有意思

Notes

1. 白盒、有目标的对抗攻击算法。攻击的模型为 Lingvo 框架的 LAS 模型，攻击的指令选取了 1000 条中等长度的字符串；
 2. 论文方法的关键点在于两方面，一是使用了心理掩蔽效应来提高对抗样本的隐蔽性，另一是模拟房间声学响应来提高对抗样本的鲁棒性；

3. 心理掩蔽效应，（简单来讲）就是能量大的声音可以频闭能量小的声音，主要分为时间掩蔽和频率掩蔽。与 ["Adversarial Attacks Against Automatic Speech Recognition Systems via Psychoacoustic Hiding"](#) 相同，作者也用频率掩蔽效应。添加心理掩蔽效应后的 loss 函数：

$$\ell(x, \delta, y) = \ell_{net}(f(x + \delta), y) + \alpha \cdot \ell_\theta(x, \delta)$$

$$\ell_\theta(x, \delta) = \frac{1}{\lfloor \frac{N}{2} \rfloor + 1} \sum_{k=0}^{\lfloor \frac{N}{2} \rfloor} \max \{ \bar{p}_\delta(k) - \theta_x(k), 0 \}$$

前面部分保证**样本的成功率**，后面部分保证**样本的隐藏性**，**alpha** 控制两者的权重。作者生成对抗样本的时候有一个 **trick**（因为作者把两个放在一起时发现很难生成对抗样本）：(**Stage-1**) 先根据前面的 loss 函数生成一轮对抗样本，(**Stage-2**) 然后根据后面的 loss 函数生成一轮对抗样本，如果 stage-2 迭代 **20** 轮后，成功生成了对抗样本，那就把 alpha 增大一些（**说明可以增加一些隐藏性**）；如果 stage-2 迭代 **50** 轮，都没能生成对抗样本，那就把 alpha 减小一些（**说明需要牺牲一些隐藏性**）。具体的迭代生成算法如下：

Algorithm 1 Optimization with Masking Threshold

Input: audio waveform x , target phrase y , ASR system $f(\cdot)$, perturbation δ , loss function $\ell(x, \delta, y)$, hyperparameters ϵ and α , learning rate in the first stage lr_1 and second stage lr_2 , number of iterations in the first stage T_1 and second stage T_2 .

Stage 1: minimize $\|\delta\|$

Initialize $\delta = 0$, $\epsilon = 2000$ and $\alpha = 0$.

for $i = 0$ **to** $T_1 - 1$ **do**

$\delta \leftarrow \delta - lr_1 \cdot \text{sign}(\nabla_\delta \ell(x, \delta, y))$

Clip $\|\delta\| \leq \epsilon$

if $i \% 10 = 0$ **and** $f(x + \delta) = y$ **then**

if $\epsilon > \max(\|\delta\|)$ **then**

$\epsilon \leftarrow \max(\|\delta\|)$

end if

$\epsilon \leftarrow 0.8 \cdot \epsilon$

end if

end for

Stage 2: minimize the perceptibility

Reassign $\alpha = 0.05$

for $i = 0$ **to** $T_2 - 1$ **do**

$\delta \leftarrow \delta - lr_2 \cdot \nabla_\delta \ell(x, \delta, y)$

if $i \% 20 = 0$ **and** $f(x + \delta) = y$ **then**

$\alpha \leftarrow 1.2 \cdot \alpha$

end if

if $i \% 50 = 0$ **and** $f(x + \delta) \neq y$ **then**

$\alpha \leftarrow 0.8 \cdot \alpha$

end if

end for

Output: adversarial example $x' = x + \delta$

4. 模拟房间声学响应，简单来说，当固定了房间的参数和你设备的参数，你可以将整个物理信道用一个函数 $t(x)$ 来建模。添加房间声学响应后的 loss 函数：

$$\begin{aligned} \text{minimize } \ell(x, \delta, y) &= \mathbb{E}_{t \sim \mathcal{T}} [\ell_{net}(f(t(x + \delta)), y)] \\ \text{such that } \|\delta\| &< \epsilon. \end{aligned}$$

训练的 **trick**：(**Stage-1**) 使用 `lr_1=50` 迭代 2000 轮保证在其中 **1 个房间声学响应下**能够生成对抗样本，(**Stage-2**) 然后使用 `lr_2=5` 迭代 5000 轮来保证在另外随机采样的 **10 个房间声学响应下**都能够生成对抗样本（这个期间不再减小 **perturbation** 的上限）。

5. **结合心理掩蔽效应和模型房间声学响应**。结合后的 loss 函数：

$$\ell(x, \delta, y) = \mathbb{E}_{t \sim \mathcal{T}} [\ell_{net}(f(t(x + \delta)), y) + \alpha \cdot \ell_\theta(x, \delta)]$$

训练的 **trick**：(在 **4** 的对抗样本基础上) 结合整个 loss 函数来生成具有隐藏性的对抗样本，和 **3** 中的分两步生成不同。

6. Evaluation:

(1) 直接攻击 API: 成功率 100%，添加的扰动几乎无法察觉；(可以直接上主页听一下效果，直接攻击的效果还是非常不错的，不过意义不是很大，打比赛的时候可能效果会很好)

(2) 转录后攻击 API: 大概的成功率在 60% 左右

Input	Clean	Robust ($\Delta = 300$)	Robust ($\Delta = 400$)	Imperceptible & Robust
Accuracy (%)	31.37	62.96	64.64	49.65
WER (%)	15.42	14.45	13.83	22.98

(3) 隐藏性, 隐藏性没有采用常用的 SNR 来度量, 而是直接采用问卷调查的形式, 作者的问卷调查的问题分别为:

- 音频是否清晰;
- 分辨两个音频哪一个是原始音频;
- 判断两个音频是否相同;

Links

- 论文链接: [Qin, Yao, et al. "Imperceptible, robust, and targeted adversarial examples for automatic speech recognition." International Conference on Machine Learning, PMLR, 2019.](#)
- 论文主页: [Imperceptible, Robust and Targeted Adversarial Examples for Automatic Speech Recognition \(ucsd.edu\)](#)
- 论文代码: [cleverhans/examples/adversarial_asr at master · tensorflow/cleverhans \(github.com\)](#)

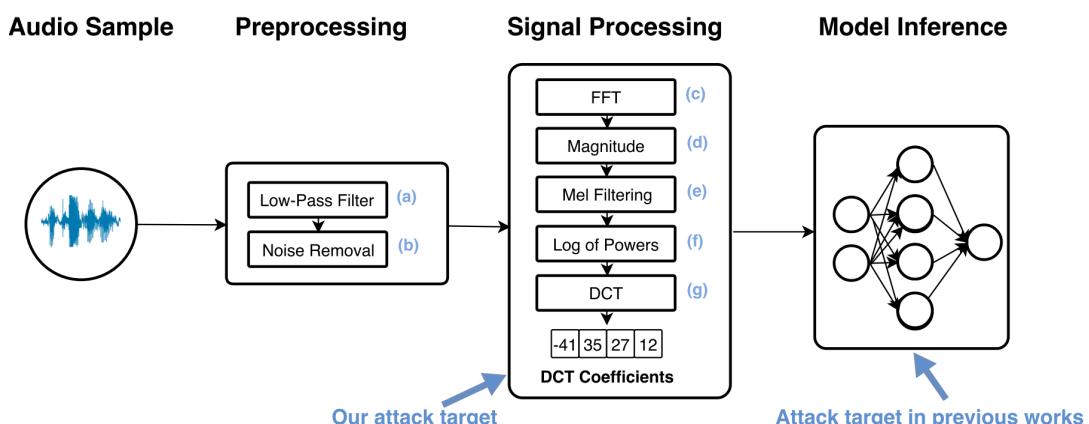
* Practical Hidden Voice Attacks against Speech and Speaker Recognition Systems

Contribution

1. Hidden Voice Commands 的延续, 将正常语音模糊化, 攻击特征提取模块;
2. 从这篇文章可以看到语音对抗攻击在物理, 黑盒环境下的重重困难;

Notes

1. 黑盒, (自称) 对不同硬件设备鲁棒的, 攻击特征提取模块的语音对抗攻击.
2. 作者指出前面工作的一些问题:
 - 需要借助白盒知识进行攻击;
 - 对不同的硬件 (麦克风和扬声器) 有不同的效果;
3. 这篇文章是对 Hidden Voice Commands Black-box 攻击的扩展, 首先看一下语音识别的各个模块:



大多数的白盒攻击关注的是深度神经网络模块, 对这个模块运用梯度下降算法生成对抗样本, 而这里作者则是考虑**攻击 Signal Processing 模块**, 即攻击特征提取模块;

思考一下: 文章指出, 使用低维有限的语音特征训练神经网络为(添加扰动)生成对抗样本提供了可能, 那么高采样率训练的模型一定不容易受到对抗攻击吗?

4. 攻击距离约为 34 cm;

5. ↗ 作者的攻击方法很简单, 利用特征提取过程中的“多对一”问题, 结合下面这幅图来看:

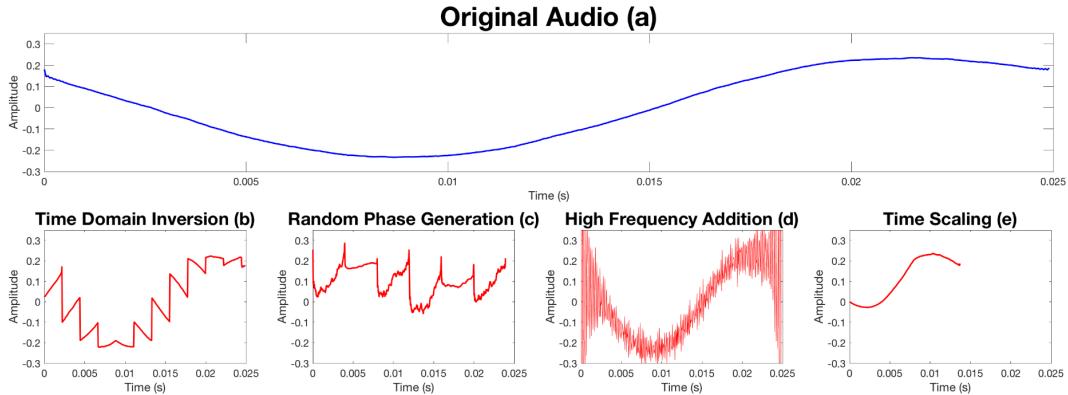


Fig. 2: The above figure shows the different perturbation techniques applied to the original signal (a). Signals (b) to (e) show the result of applying the perturbation schemes to (a).

- Time Domain Inversion (TDI): 在时域上, 在每个小窗内前后翻转信号. 攻击的是**特征提取过程中的分帧**, 如果窗口大小刚好重合的话, 那么翻转后的信号计算FFT是不变的(这里作者没有考虑到帧移的问题, 作者在实验部分称, TDI 的窗口大小并不需要和特征提取算法的窗口大小一致). 而翻转后的语音因为不连续的问题, 人耳听起来更像噪声;
- Random Phase Generation (RPG): 随机挑选一些实数域和虚数域的值来代替原频谱的值. 攻击的是**频谱求能量谱的环节(平方求能量)**, 如下公式:

$$magnitude_{original} = Y = \sqrt{a_0^2 + b_0^2 i} = \sqrt{a_n^2 + b_n^2 i}$$

这里可以看到, 一个能量谱可以对应多个不同的频谱, 所以就可以去替换 a_0 和 b_0 的值达到模糊的效果; (进一步思考后, 我认为这种变换是不靠谱的, 因为语音信号是实信号, 如果用复数域来表示的话, 在存储时应该会丢弃虚数部分, 那么这样变换后的频谱就发生了改变)

- High Frequency Addition (HFA): 高频掩蔽低频(心理声学掩蔽效应), 而高频的声音会在特征提取之前就被过滤;
- Time Scaling (TS): 加速语音, 语音加速之后人耳更不容易听清(作者这里没有考虑应用 TS 会导致语音实际计算出的 MFCC 值会发生改变. 这种改变, 不只是时间上的不对应; 想象一下, 语音加快了, 那么声音的频率势必会上升啊). 作者实际在做的时候, 直接就探测黑盒能够承受的最快加快速度;
- Improved Attack Method: 不同的词可以修改的程度是不一样的, 所以可以让不同词经过不同的参数生成对抗样本;
- 从后面的实验来看, 作者在物理攻击下其实只用了 TDI 和 TS 两种修改方法, 故我挺好奇该攻击方法的实用性的;

6. Evaluation

(1) 不同的攻击场景: Over-the-Line 和 Over-the-Air, 直接将样本交给 API 或者是经过物理信道以后再交给 API. 这里作者提到了一个点: **在 Over-the-Air 下成功的样本, 并不一定能够在 Over-the-Line 情况下成功**, 作者在实际攻击的过程中, 还是拿的 Over-the-Line 的样本进行 Over-the-Air 的测试;

(2) 攻击的模型: 测试的模型还是比较全面的;

Voice Processing System	Model Type	Task	Feature Extraction	Phrase ID	Online/Local
Azure Verification API [4]	Unknown	Identification	Unknown	D	Online
Azure Attestation API [3]	Unknown	Identification	Unknown	A,B,C	Online
Bing Speech API [6]	Unknown	Transcription	Unknown	E,F,G,H	Online
Google Client Speech API [7]	Unknown	Transcription	Unknown	E,F,G,H	Online
Houndify Speech API [8]	Unknown	Transcription	Unknown	E,F,G,H	Online
IBM Speech API [9]	Unknown	Transcription	Unknown	E,F,G,H	Online
Mozilla DeepSpeech [12]	RNN	Transcription	End-to-End	E,F,G,H	Local
Intel Neon DeepSpeech [10]	RNN	Transcription	MFSC	I,J,K,L	Local
Kaldi [58]	HMM-GMM	Transcription	MFCC	E,F,G,H	Local
Kaldi-DNN [11]	DNN	Transcription	MFCC	E,F,G,H	Local
Sphinx [41]	HMM-GMM	Transcription	MFCC	E,F	Local
Wit.ai Speech API [14]	Unknown	Transcription	Unknown	E,F,G,H	Online

(3) 指令: 在 ASR 的测试上, 作者使用了 4 条指令 (其中 I, J, K, L 只用在 Intel Neon DeepSpeech 上), 长度为 2~4 个单词;

ID	Model	Phrase	Success Rate (%)
A	Identification	When suitably lighted	100
B		Don't ask me to carry an oily rag like that	100
C		What would it look like	100
D		My name is unknown to you	100
E	ASR	Pay money	100
F		Run browser	100
G		Open the door	100
H		Turn on the computer	100
I		Spinning indeed	100
J		Very Well	100
K		The university	100
L		Now to bed boy	100

☆ 测试的指令少, 并且短, 是黑盒, 物理的语音对抗攻击存在的通病. 这里作者提到了一个点: 他没有使用如 Ok Google 这样的唤醒词作为目标指令, 因为唤醒词通常使用的模型, 训练的方法都会和正常的语音识别有所不同, 并且不同平台之间唤醒词的鲁棒性也存在差异, 因此对这些词进行攻击是存在偏差的;

思考一下:

我们如何增强黑盒, 物理语音对抗攻击的攻击能力(鲁棒性, 迁移性, 隐藏性)呢?

对于攻击的偏差, 不仅仅存在于唤醒词部分. 每个目标模型的训练过程都可能相同, 可能存在 "不同模型被攻击的成功率不同", "相同模型对不同词攻击的成功率不同" 等偏差, 这些偏差如何来衡量?

黑盒, 物理语音对抗攻击缺乏一个衡量他们攻击能力的指标.

(4) 实验设备: Audio engine A5 speaker + Behringer microphone, iMac speaker + Motorola Nexus 6; (作者只用了两套设备进行测试, 但是直接下了一个设备鲁棒的结论, 这个我是不太赞同的)

(5) 实验结果:

- Over-the-Line: 如"指令"图中, 作者测试为 100% 成功率, 但是未给出相关的参数;
- Over-the-Air: 如下图

Models	Over -the- Air	Attack Type	Min TDI Size (ms)	Max TS Factor (%)
Bing Speech API	4/4	TDI	3.36	-
Google Speech API	4/4	TDI	1.47	-
Houndify	3/4	TDI	1.00	-
IBM Speech API	3/4	TDI	2.42	-
Mozilla DeepSpeech	15/15	TDI	2.00	-
Kaldi-DNN	4/4	TDI+TS	1.00	300
Wit.ai Speech API	2/4	TDI	1.94	-

- 对参数的解释: -- 攻击中使用的窗口大小(影响 TDI 和 RPG)越小, 音频的修改量越大; -- 最小的窗口大小为 1ms; -- 作者在实验中使用 150% 的加速, 1ms 左右的窗口大小以及 8000Hz 左右的高频扰动;

- 选择音质最差的音频: 作者称, 窗口越小, 或高频扰动约多, 或加速越快, 使得音频修改量越大; 在这个前提下, 作者从 2W 个样本中挑选出 10 个样本, 然后通过人耳来听(隐蔽性的度量问题, 作者并不考虑修改量的问题);
- 样本: 在论文主页可以看到 4 个他们展示的样本(实在是太少了), 第四个样本的指令是 "call to mom", 我认为听觉还算比较明显, 其他几条指令听起来更像是噪声;

Links

- 论文链接: [Abdullah, Hadi, et al. "Practical hidden voice attacks against speech and speaker recognition systems." NDSS \(2019\).](#)
- 论文主页: [pratical hidden voice](#)
- 论文代码: <https://github.com/hamzayacoob/VPSesAttacks>

Defeating Hidden Audio Channel Attacks on Voice Assistants via Audio-Induced Surface Vibrations

Contribution

Notes

Links

- 论文链接: [Wang C, Anand S A, Liu J, et al. Defeating hidden audio channel attacks on voice assistants via audio-induced surface vibrations\[C\]//Proceedings of the 35th Annual Computer Security Applications Conference. 2019: 42-56.](#)

Devil's whisper: A general approach for physical adversarial attacks against commercial black-box speech recognition devices

Contribution

Notes

Links

- 论文链接: [Chen Y, Yuan X, Zhang J, et al. Devil's whisper: A general approach for physical adversarial attacks against commercial black-box speech recognition devices\[C\]//29th USENIX Security Symposium \(USENIX Security 20\). 2020.](#)
- Github 链接: [RiskySignal / Devil-Whisper-Attack](#)

Laser-Based Audio Injection on Voice-Controllable Systems

Contribution

Notes

Links

- 论文链接: [Sugawara T, Cyr B, Rampazzi S, et al. Light commands: laser-based audio injection attacks on voice-controllable systems\[C\]//29th {USENIX} Security Symposium \({USENIX} Security 20\), 2020: 2631-2648.](#)
- 论文主页: [Light Commands](#)

AdvPulse: Universal, Synchronization-free, and Targeted Audio Adversarial Attacks via Subsecond Perturbations

Contribution

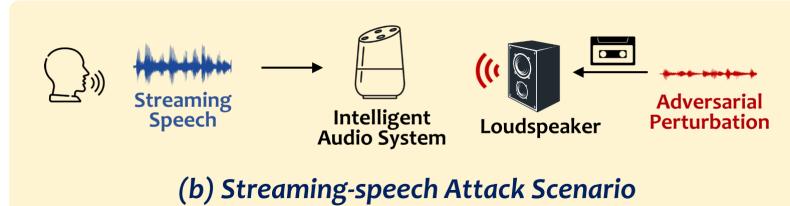
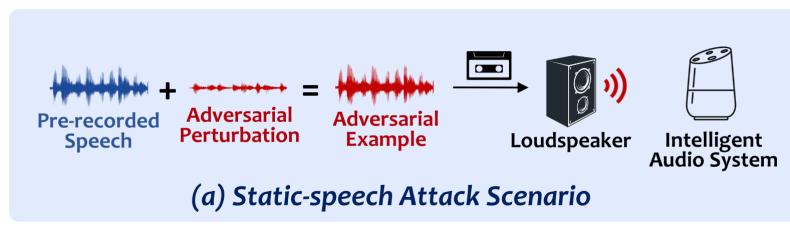
- 这篇文章有意思的地方在于 在语音对抗攻击中提出了通用的对抗扰动;

Notes

1. 一种白盒的, 有目标的, 物理的, 通用 (与原始音频无关) 的对抗攻击;

思考, 语音领域的后门攻击!

1. 凸凸 创新的攻击场景:



前面的攻击 a 都是预先知道要嵌入对抗扰动的原始音频, 而作者的攻击 b 则是根据环境声音实时生成对抗扰动;

2. 目标模型:

- 说话人识别模型: X-vectors 系统, 一个文本无关的 DNN 模型;
 - 语音识别模型: Tensorflow 官方实现的基于 CNN 的关键词检测模型;
3. 生成算法: 算法整体的思路十分清晰, 就是要产生一个载体无关的通用对抗扰动 (和后门的形式差不多), 然后过程中让它更具隐藏性和物理鲁棒性;

(1) 生成短时(秒级别的)异步的(插入位置无关的)有目标的对抗扰动

- 生成有目标的对抗扰动;

算法的目标是生成一个被错误分类为目标标签的对抗样本:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } dB_x(\delta), \\ & \text{subject to } \operatorname{argmax}(f(x + \delta)) = y_t \\ & \quad x + \delta \in [-1, 1]^n, \end{aligned}$$

其中 $dB_x(\delta) = dB(\delta) - dB(x)$, 即表示添加扰动的大小. 用最优化的方法来求解上述目标:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \mathcal{L}(f(x + \delta), y_t) + \alpha \cdot \|\delta\|_2 \\ & \text{subject to } \|\delta\|_2 \leq \epsilon, \end{aligned}$$

- 生成异步的对抗扰动;

为了使得对抗扰动插入到任何位置都能够成功攻击, 即生成一个通用的对抗特征. 改进上述式子, 在时间上随机采样:

$$\text{minimize}_{\tau \sim U(0, n-l)} [\mathcal{L}(f(x + Shift(\delta, \tau)), y_t) + \alpha \cdot \|\delta\|_2]$$

(2) 生成通用的对抗扰动

根据方法(1)生成对抗样本, 需要知道前后时间段内的原始音频, 不符合原始音频未知的攻击场景. 作者的解决思路是, 保证生成的对抗扰动叠加在任何可能的原始音频上都能够成功. 改进上述式子, 在训练样本集上随机采样:

$$\text{minimize}_{x \sim \mu, \tau \sim U(0, n-l)} [\mathcal{L}(f(x + Shift(\delta, \tau)), y_t) + \alpha \cdot \|\delta\|_2]$$

程序的伪代码如下:

Algorithm 1 Universal and Synchronization-free Adversarial Perturbation Generation (SGD is used for simplicity)

Input: Data samples $\mathcal{D} = \{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)\}$, target model $f(\cdot)$, desired target class y_t , hyperparameters α, β

Output: Universal and Synchronization-free Adversarial Perturbation δ

- 1: **Randomly initialize** $z \leftarrow [0, 1]^l$
 - 2: **for** number of epochs **do**
 - 3: $\tau \leftarrow U(0, n-l)$ ▷ Sample random time delay
 - 4: **for** each data sample $(x_i, y_i) \in \mathcal{D}$ **do**
 - 5: $\delta \leftarrow \tanh(z)$ ▷ Get constrained audio perturbation
 - 6: $\delta \leftarrow Shift(\delta, \tau)$ ▷ Time shifting
 - 7: $x' \leftarrow clip(x + \delta, [-1, 1])$ ▷ Craft adversarial example
 - 8: $\mathcal{L}_{total} \leftarrow \mathcal{L}(f(x'), y_t) + \alpha \cdot \|\delta\|_2$ ▷ Compute total loss via Equation 3
 - 9: $z \leftarrow z - \beta \cdot \frac{\partial \mathcal{L}_{total}}{\partial z}$ ▷ Update perturbation via z
 - 10: **end for**
 - 11: **end for**
-

其中有几个点:

- $\mathcal{D} = \{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)\}$ 是从训练集中进行采样的;
- 每一次更新参数都是针对一组随机采样 $[\tau, (x_i, y_i)]$ 的, 而并非对多组采样进行更新;
- 使用 $\tanh(\cdot)$ 函数将有限取值域的 δ 转换到无限取值域的 z ;
- 学习率固定为 β ;

(3) 提高隐藏性

为了提高样本的隐藏性, 作者希望生成的扰动和自然界的声音更加接近. 改进上述式子, 希望对抗扰动和某种自然界的声音距离尽可能得小:

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{x \sim \mu, \tau \sim U(0, n-l)} & \mathbb{E} [\mathcal{L}(f(x + Shift(\delta, \tau)), y_t) \\ & + \alpha \cdot \|\delta\|_2 + \gamma \cdot dist(\delta, \hat{\delta})] \end{aligned}$$

其中 $dist(\delta, \hat{\delta})$ 是 L2 距离.

(4) 提高物理鲁棒性

为了提高样本得隐藏性, 作者模拟物理环境中可能出现的噪声, 采用的方法和工作 "[Robust Audio Adversarial Example for a Physical Attack](#)" 相同.

- 带通滤波器:

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{x \sim \mu, \tau \sim U(0, n-l)} & \mathbb{E} [\mathcal{L}(f(\hat{x}), y_t) \\ & + \alpha \cdot \|\delta\|_2 + \gamma \cdot dist(\delta, \hat{\delta})] \end{aligned}$$

其中 $\hat{x} = x + BPF_{50 \sim 8000Hz}(Shift(\delta, \tau))$.

- 房间冲击响应:

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{x \sim \mu, \tau \sim U(0, n-l), h \sim H} & \mathbb{E} [\mathcal{L}(f(\hat{x}), y_t) + \alpha \cdot \|\delta\|_2 \\ & + \gamma \cdot dist(\delta, \hat{\delta})], \end{aligned}$$

其中 $\hat{x} = x + BPF_{50 \sim 8000Hz}(Shift(\delta, \tau)) \otimes h$, h 为从 REVERB challenge database, RWCP sound scene database 和 Aachen impulse response database 三个数据集中随机采样的房间冲激响应.

- 环境噪声:

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{x \sim \mu, \tau \sim U(0, n-l), h \sim H, w \sim W} & \mathbb{E} [\mathcal{L}(f(\hat{x}), y_t) + \alpha \cdot \|\delta\|_2 \\ & + \gamma \cdot dist(\delta, \hat{\delta})], \end{aligned}$$

其中 $\hat{x} = x + BPF_{50 \sim 8000Hz}(Shift(\delta, \tau)) \otimes h + w$, w 为从 RWCP sound scene database 中采样的环境噪声.

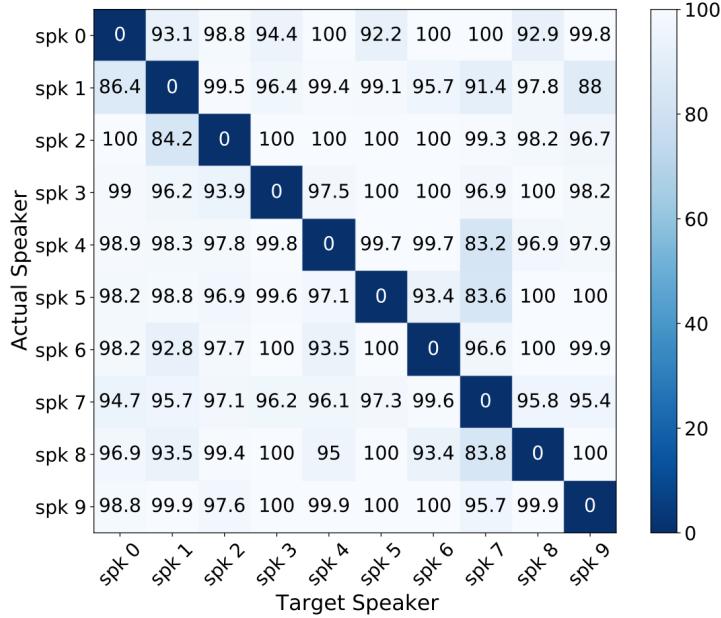
4. Evaluation of Digital Attack

(1) 参数设置: $\alpha = 0.01, \beta = 0.001, \gamma = 0.01, l = 0.5s$;

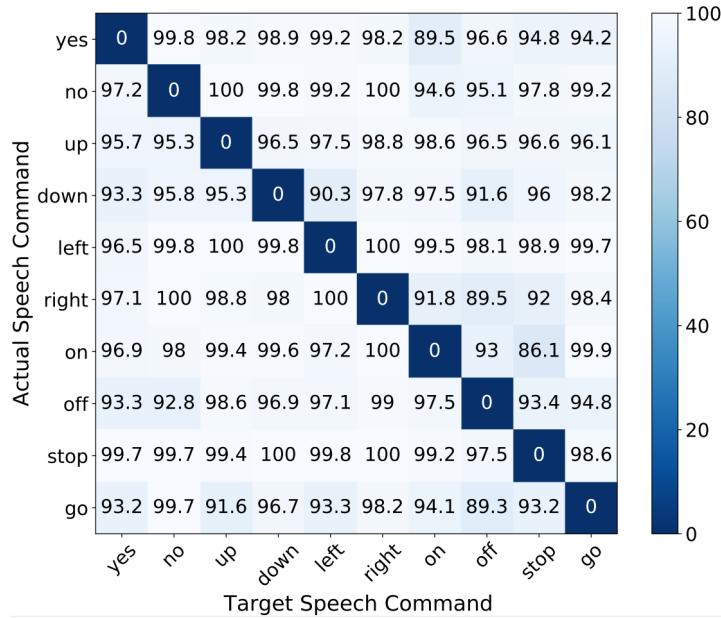
(2) 评价指标:

- Attack Success Rate (因为存在插入位置无关的评价, 所以作者以 0.001s 的间隔插入到原始声音中生成样本进行测试)
- Confusion Matrix
- SNR

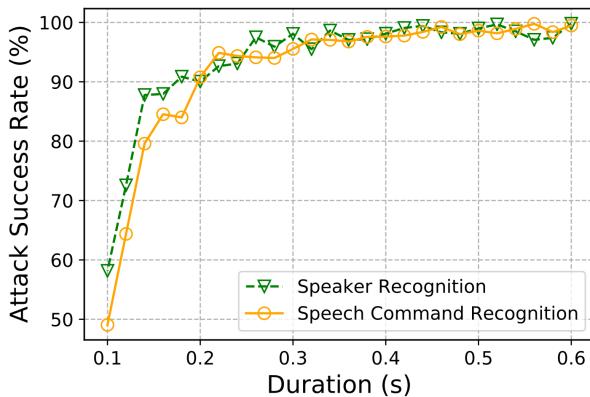
(3) 攻击 (数字世界) 说话人识别: 平均 SNR 为 8.3dB, 成功率如下



(4) 攻击 (数字世界) 语音识别: 平均 SNR 为 13.7dB, 成功率如下

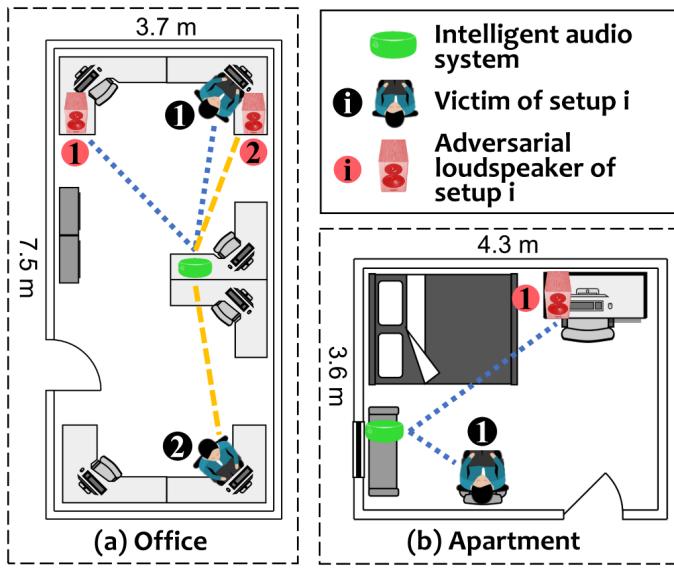


(5) 对抗扰动时长



5. Evaluation of Physical Over-the-Air Attack

(1) 攻击场景:



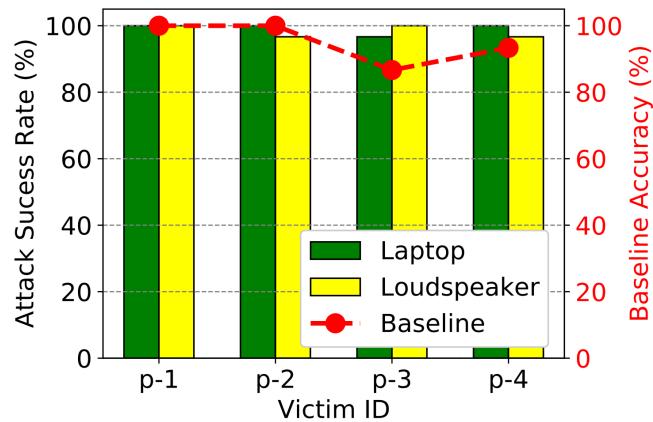
(2) 攻击 Office 和 Apartment 成功率:

Setup	Speaker Recognition	Speech Command Recognition	Ambient Noise Level
Office (Setup 1)	82.7% (186/225)	91.1% (205/225)	41.0 dB _{SPL}
Office (Setup 2)	92.4% (208/225)	92.0% (207/225)	
Apartment	92.9% (209/225)	86.7% (195/225)	38.8 dB _{SPL}

(3) 攻击 Inside-vehicle 成功率:

State	Speaker Recognition	Speech Command Recognition	Ambient Noise Level
Engine Off	96% (48/50)	100% (50/50)	35.9 (34.0 – 37.5) dB _{SPL}
Engine On (Idling)	96% (48/50)	98% (49/50)	42.8 (41.9 – 44.2) dB _{SPL}
Engine On (Cruising)	74% (37/50)	78% (39/50)	64.7 (62.8 – 67.0) dB _{SPL}

(4) Attacking live human speech



其中 p-1 和 p-4 是男生, p-2 和 p-3 是女生, 红线是这些实验者测试时的系统基准成功率;

(5) 对抗扰动大小的影响:

Adversarial Perturbation Loudness (dB SPL)	45	50	55	60
Attack Success Rate	64% (32/50)	94% (47/50)	100% (50/50)	100% (50/50)

看了这么多文章, 有些文章的实验很全面, 但是另一些文章的实验则是缺点东西. 我觉得可能在实验上我们很难做到极致, 可以做到差不多的程度, 毕竟对抗攻击在实际中运用起来才是最有效的, 最有价值的.

6. 一些简单的防御方法

	No Defense	Low-pass Filtering			Quantization			Mp3 Compression	Down-sampling	
		2 kHz	4 kHz	8 kHz	256	512	1024		8 kHz	16 kHz
Speaker Recognition System	Accuracy on Benign Inputs	98.0%	51.9%	72.0%	93.5%	77.9%	43.5%	18.2%	52.6%	11.7% 29.9%
	Attack Success Rate	98.9%	80.8%	90.2%	94.6%	98.4%	96.0%	77.5%	26.3%	10.5% 21.0%
Speech Command Recognition System	Accuracy on Benign Inputs	87.0%	87.5%	87.5%	—	84.0%	83.0%	74.0%	88.0%	88.0% —
	Attack Success Rate	98.0%	98.0%	98.0%	—	98.8%	98.7%	96.8%	98.0%	97.9% —

防御这一块真的有很多的不足, 有待研究人员的挖掘.

Links

- 论文链接: [Li Z, Wu Y, Liu J, et al. AdvPulse: Universal, Synchronization-free, and Targeted Audio Adversarial Attacks via Subsecond Perturbations\[C\]//Proceedings of the 2020 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security. 2020: 1121-1134.](https://www.acm.org/publications/proceedings-of-the-sigsac-conference-on-computer-and-communications-security-2020)
- 论文主页: [AdvPulse: Universal, Synchronization-free, and Targeted Audio Adversarial Attacks via Subsecond Perturbations \(utk.edu\)](https://www.utk.edu/~advpulse/)
- RWCP 噪声数据集: <http://www.openslr.org/13/>

* Dangerous Skills: Understanding and Mitigating Security Risks of Voice-Controlled Third-Party Functions on Virtual Personal Assistant Systems

Contribution

- 第一篇关注 Skill 安全性的文章, 并且发现了两种攻击方法: 相似发音攻击法 (用相似的发音来启动恶意的 Skill) 和模仿平台语音 (模仿平台的说话规则, 从而让用户以为是平台请求认证, 而非 Skill 本身请求的认证) 法;

Links

- 论文链接: [Zhang N, Mi X, Feng X, et al. Dangerous skills: Understanding and mitigating security risks of voice-controlled third-party functions on virtual personal assistant systems\[C\]//2019 IEEE Symposium on Security and Privacy \(SP\). IEEE, 2019: 1381-1396.](#)

* Dangerous Skills Got Certified: Measuring the Trustworthiness of Skill Certification in Voice Personal Assistant Platforms

Contribution

- 文章的亮点在于发现了 Skill 认证平台存在严重的不可信 (Trustworthiness) 问题，没有能够充分检查第三方技能开发人员提交的 Skill，使得用户的隐私等受到威胁；

Links

- 论文链接: [Cheng L, Wilson C, Liao S, et al. Dangerous Skills Got Certified: Measuring the Trustworthiness of Skill Certification in Voice Personal Assistant Platforms\[C\]//Proceedings of the 2020 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security. 2020: 1699-1716.](#)
- 论文主页: <https://vpa-sec-lab.github.io/index.html>

* SkillExplorer: Understanding the Behavior of Skills in Large Scale

Contribution

- 文章的亮点在于提出了一种自动化方法，对大量的 Skill 进行了恶意形为分析；
- 提出了一种基于 NLP 的自动化方法，对 30801 个 Skill 进行了分析；
- 新发现了 1141 个 Skill 会在执行过程中向用户请求未指定的用户隐私信息；
- 新发现了 68 个 Skill 会在用户命令退出 Skill 后，继续监听用户的对话；
- 这些恶意形为都是通过结合平台提供的 不发音字符 来实现的；

Links

- 论文链接: [Guo Z, Lin Z, Li P, et al. SkillExplorer: Understanding the Behavior of Skills in Large Scale\[C\]//29th {USENIX} Security Symposium \(USENIX Security 20\). 2020: 2649-2666.](#)

Metamorph: Injecting Inaudible Commands into Over-the-air Voice Controlled Systems

Contribution

1. 提出了一种非常有效的物理下的白盒攻击方法；
2. 研究了同一个扬声器设备配合不同的麦克风设备时的频率响应曲线，让我们更进一步地理解了“为什么对抗样本在物理中不太容易成功”；
3. 使用了非常有意思的对抗样本增强方法——域鉴别器；
4. 使用了非常有意思的对抗样本隐藏方法——扰动遮罩；
5. 实验部分充足，充分地考虑了各方面因素对样本鲁棒性的影响，值得借鉴；

Notes

1. 提出了一种白盒、物理下的对抗攻击算法，攻击 DeepSpeech 平台；
2. 为了研究物理环境对样本鲁棒性的影响，作者认为应该从三个方面入手：
(1) 设备的影响 (Device Distortion)：不同的设备（发声端的扬声器和接收端的麦克风）的频率响应曲线不一样，这可能会导致对抗样本失效；作者研究了不同的麦克风的频率响应曲线，结果如下

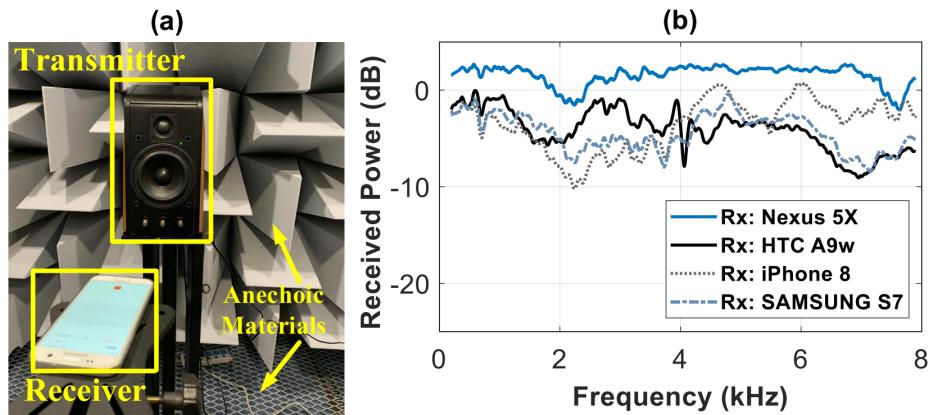


Figure 3: (a) Experiment setup in the anechoic chamber. (b) Device frequency-selectivity curves from four receivers.

可以看到不同的设备的麦克风频率响应曲线都不太一样，并且都存在两个比较明显的下陷区域：

(2) 传声信道的影响 (Channel Effect)：(直译过来) 传声信道对发射信号的影响主要来自衰减 (Attenuation) 和多路径 (Multi-path) 这两个方面；作者选择一组扬声器-麦克风设备，在三个 (办公室、走廊和) 不同的环境下测试了信道对音频的影响，发现信道对短距离的攻击影响不大，但是对于长距离的攻击影响较为严重；

实验环境图如下所示：

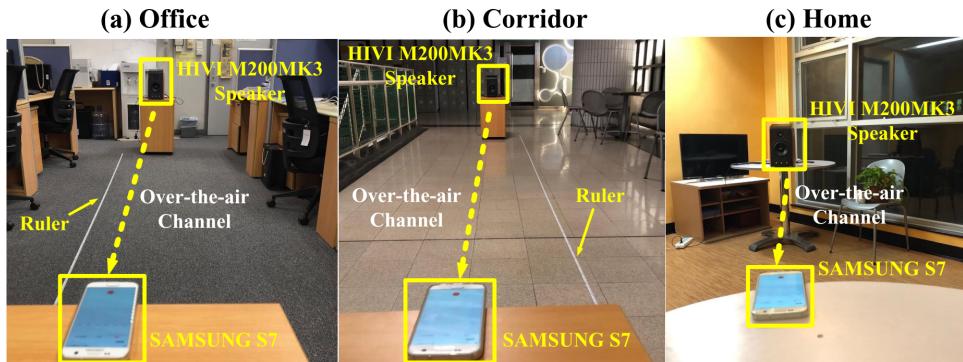
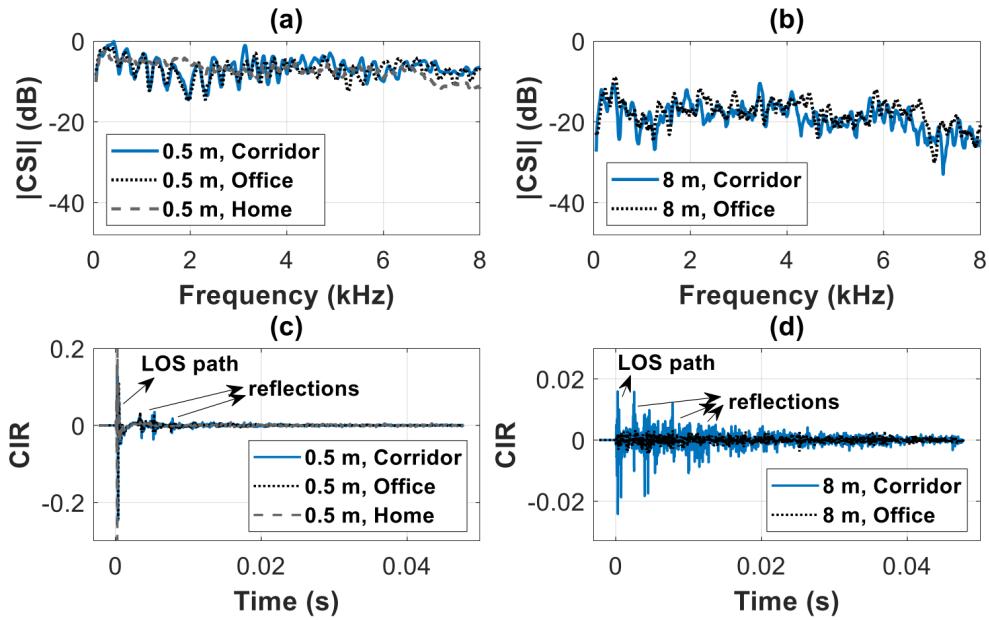


Figure 5: Tx-Rx pairs in office, corridor and home.

实验结果图如下所示：(在第一次播放扫频曲线后，在不定间隔后出现了回声/反射曲线)



(3) **环境噪声 (Ambient Noise)**：作者测试了三种环境噪声（人说话声、背景音乐声和引擎声）对对抗样本在数字信道上的影响，发现当信噪比在 22 以上时，对抗样本基本都能成功，除了环境噪声为人说话声的情况。作者分析其中的原因是人说话声在相同信噪比的情况下引入的噪声能量更强；另外，**作者认为攻击者可以选择在任意的时间来播放对抗样本，因此并不需要考虑环境噪声的问题**（这一点我不是特别同意，如果是基于这样的设定，我们根本不需要对抗样本，利用重放攻击就可以很好地做到攻击。因此我觉得攻击者还是需要考虑一定的环境噪声影响的）。

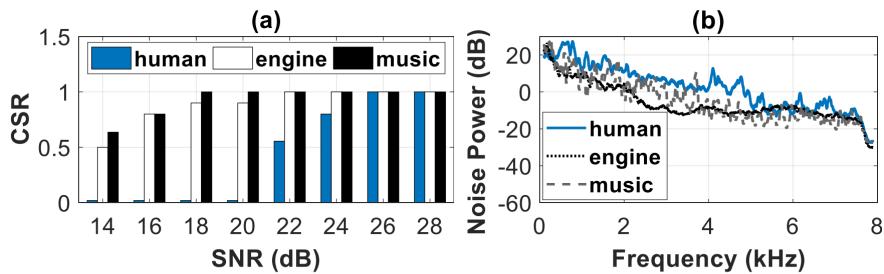


Figure 8: (a) Character success rate (CSR) in different noise levels. (b) Frequency responses of three typical noises.

3. ☆ 方法

(1) 生成初始对抗样本 (Generating Initial Examples)

- 收集信道脉冲响应 (Channel Impulse Response)：作者使用已经公开的四个 CIR 数据集——AIR, MARDY, REVERB 和 RWCP；
- 生成对抗样本：生成过程如下图上半部分所示

Adversarial Example Generator

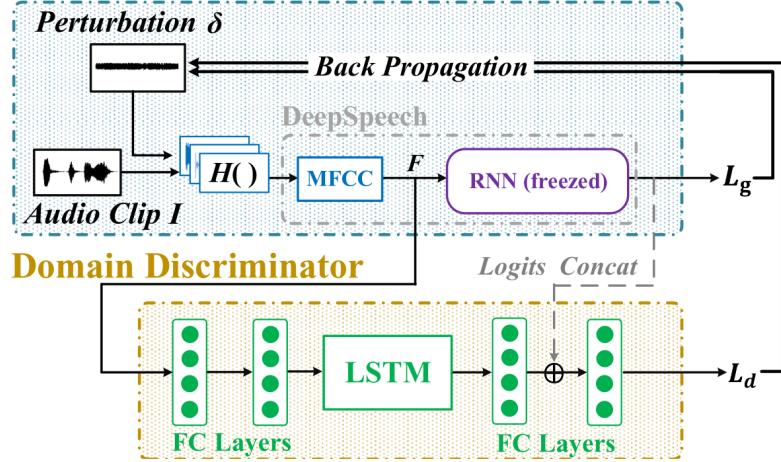


Figure 9: Illustration of initial adversarial example generator and the domain discriminator, where L_g represents all the loss factors except the loss L_d from domain discriminator.

公式如下：使用 CTC 损失函数，其中 H_i 为信道脉冲响应， M 指信道脉冲响应的数量；

$$\begin{aligned} & \arg \min_{\delta} \alpha \cdot d B_I(\delta) + L_{ctc}, \\ = & \arg \min_{\delta} \alpha \cdot d B_I(\delta) + \frac{1}{M} \sum_i L(SR(H_i(I + \delta)), T') \end{aligned}$$

- 结果：可以在 1m 内实现很好的攻击效果，但是远距离攻击并不理想；

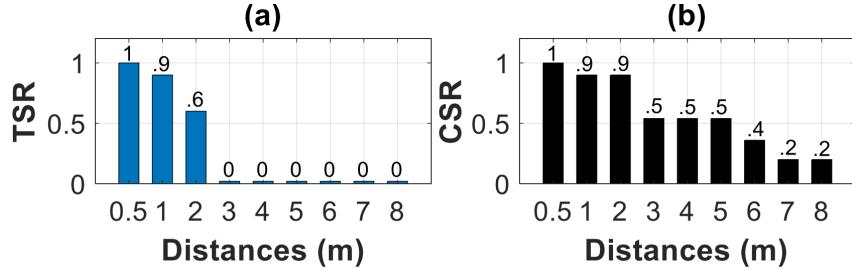


Figure 10: Performance of initial adversarial example generation. (a) Transcript success rate (TSR) and (b) Character success rate (CSR) in different attack distances. Our final design further extends the effective attacking distance to 6 m.

(2) 强化对抗样本 (Enhancing Adversarial Examples)：作者认为，在远距离情况下的攻击比较差是因为在生成对抗样本的过程中，添加了过多与特定信道相关的扰动。所以，作者希望将这种和特定的信道特征相关的扰动（距离、房间、设备）能够被去除，从而使对抗样本变得更加鲁棒；

- 域鉴别器 (Domain Discriminator)：结构如上图 9 中的下半部分，添加域鉴别器后，生成对抗样本的损失函数的公式变化如下

$$L_{loss} = L_{ctc} - \beta \cdot L_d$$

即，希望在生成对抗样本的过程中，既保留样本的对抗特性，又能够去除信道相关的特性；（有意思！这为什么能够让对抗样本变得更加鲁棒？）

- 缓解过拟合 (Improving loss to alleviate over-fitting)：作者将“在 API 上 Confidence 高，但是在物理攻击下的 Confidence 却十分低”的现象称为过拟合问题。因此作者通过添加随机扰动的方式，来缓解这种过拟合问题：（其他文章中已经用到了这个思想，但是作者还算比较新颖地把这个称作过拟合问题）

$$L_{of} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{n=1}^N JSD(s_i || s_i^n)$$

其中 N 为随机噪声的个数, $JSD(\cdot)$ 指 JS 散度 (Jensen-Shannon Divergence), 值越小表示两个分布越接近;

改进后的损失函数公式如下:

$$L_{loss} = L_{ctc} + \gamma \cdot L_{of} - \beta \cdot L_d$$

(3) 提高音频质量 (Improving Audio Quality) :

- **声音涂鸦 (Acoustic Graffiti)** : 让生成的对抗扰动更加得像一种自然的扰动, 从而增强样本的隐藏性; 修改后的损失函数如下 (直观上来看, 我并不觉得这个可以提高音频质量且保证样本的成功率)

$$L_{loss} = (L_{ctc} + \gamma \cdot L_{of} - \beta \cdot L_d) + \eta \cdot dist(\delta, \hat{N})$$

其中 \hat{N} 为自然扰动, $dist(\cdot, \cdot)$ 为 MFCC 距离;

- **减少扰动范围 (Reducing Perturbation's Coverage)** : 为了让生成算法生成的对抗扰动更小, 作者额外添加了一个 L_2 范数项 (添加的这个 L_2 范数和 $dB_I(\delta)$ 有什么区别?)

$$\arg \min_{\delta} \alpha \cdot dB_I(\delta) + L_{ctc} + \gamma \cdot L_{of} - \beta \cdot L_d + \eta \cdot dist(\delta, \tilde{N}) + \mu \cdot L_2$$

生成对抗样本以后, 作者使用 **扰动范围遮罩 (Perturbation's Coverage)**

$C = C_f$, 将小于某个阈值 s 的扰动都进行遮罩

$$C_f = \begin{cases} 1, & \text{if } s < \delta_f \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\bar{\delta} = C_f \cdot \delta$$

样例图如下:

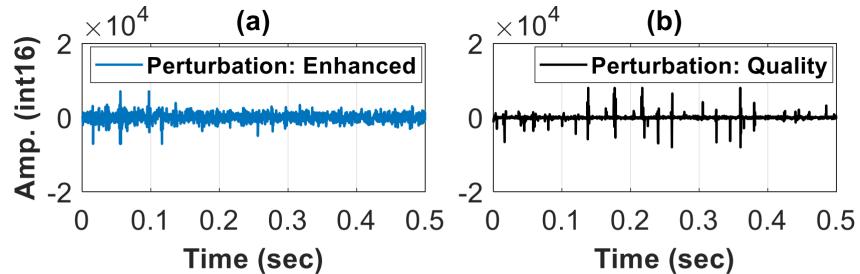


Figure 11: Perturbations trained by (a) the enhanced adversarial example generation in §III-B2 and (b) further with the improved audio quality in §III-C.

4. 实验

(1) 实验设定:

- 使用 370 个信道回声响应, 并将其分类成 21 中不同的信道环境;
- 使用 $2 * Nvidia GTX 1080Ti$ 配置, 生成一个 $6s$ 的对抗样本所需的时长大约为 $5 \sim 7$ 小时; (花费的时间还是很久的)
- 使用 1 个扬声器, 4 个麦克风设备 (Google Nexus 5X, Samsung Galaxy S7, HTC A9W 和 iPhone 8), 在 29 个不同的位置进行测试;

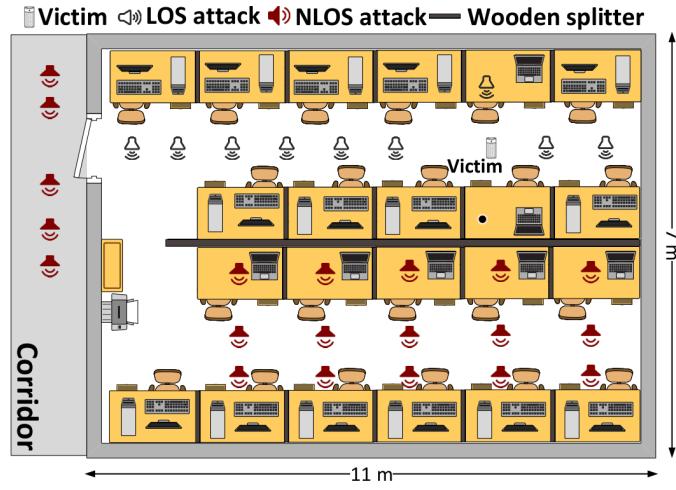


Figure 12: Floorplan of the field study. We initiate both LOS and NLOS adversarial attacks in an office building.

- 每个样本播放 100 次;

(2) 实验指标:

- 字成功率 (Character Success Rate - CSR) ;
- 攻击成功率 (Transcript Success Rate - TSR) ;
- 频谱扰动大小 (Mel Cepstral Distortion - MCD) : mc^t 为对抗样本的 MFCC , mc^e 为原始音频的 MFCC ;

$$MCD = \frac{10}{\ln(10)} \cdot \sqrt{2 \cdot \sum_{i=1}^{24} (mc_i^t - mc_i^e)^2}$$

(3) 方法简称:

- Meta-Init 方法: Metamorph - Generating Initial Examples;
- Meta-Enha 方法: Metamorph - Enhancing Adversarial Examples;
- Meta-Qual 方法: Metamorph - Improving Audio Quality;

(3) 默认参数:

$$\arg \min_{\delta} \alpha \cdot dB_I(\delta) + L_{ctc} + \gamma \cdot L_{of} - \beta \cdot L_d + \eta \cdot dist(\delta, \bar{N}) + \mu \cdot L_2$$

where $\beta, \gamma, \eta, \mu = 0.05, 500, 1e-4, 1e-12$

(5) 实验结果:

- LOS (Line-of-Sight) Attack:

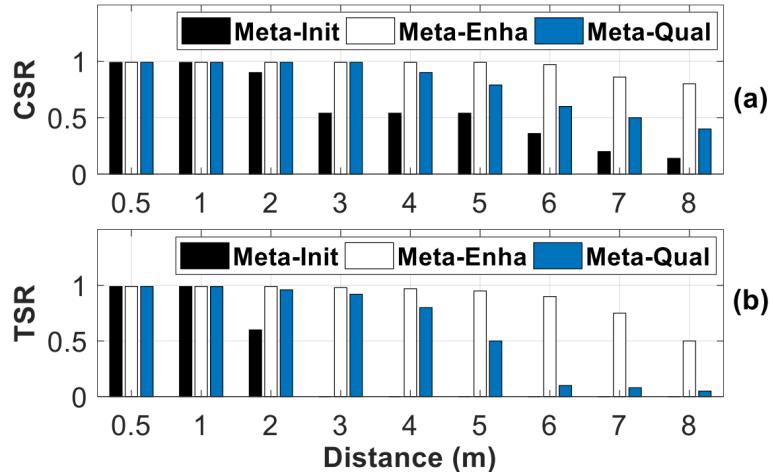


Figure 13: Performance of LOS attack by three comparison schemes. (a) Character successful rate (CSR) and (b) Transcript successful rate (TSR) in different attack distances.

- NLOS (None-Line-of-Sight) Attack:

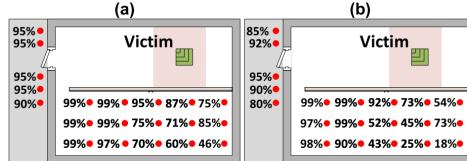


Figure 14: (a) CSR and (b) TSR of the NLOS attack for the enhanced method **Meta-Ehan** at different locations. The noise floor at the victim microphone is around 35 dB SPL.

Figure 15: (a) CSR and (b) TSR of the NLOS attack for the quality improved method **Meta-Qual** at different locations. The noise floor at the victim microphone is around 35 dB SPL.

- Audio Quality: 其中 REF 为 [Carlini](#) 的工作

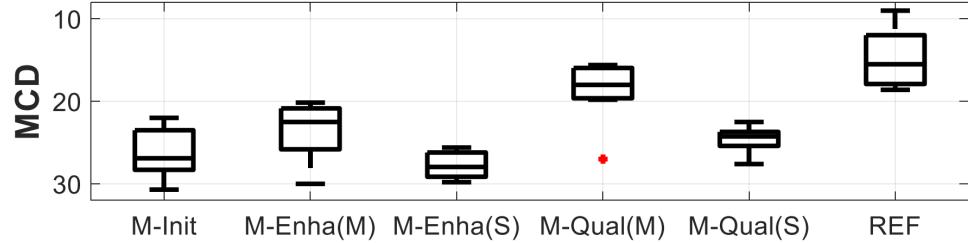


Figure 16: MCD values achieved by different methods (with a reversed y-axis representation).

- User Perceptibility:

大多数的测试者发现了对抗样本和原始音频之间的区别，但是很少有人能够识别出其中的字符发生了改变。另外大多数的测试者认为噪音的来源是设备的音质问题；

	No Diff.	Word change		Audio quality level				Reason description		
		Yes	No	1	2	3	4	A	B	C
M-Enha(M) (%)	9.7	0.8	99.2	49.5	43.6	6.9	0	89.9	7.5	2.6
M-Enha(S) (%)	2.0	1.9	98.1	14.5	64.7	20.0	0.8	88.1	8.9	3.0
M-Qual(M) (%)	12.3	0.5	99.5	55.0	40.8	4.2	0	90.5	7.5	2.0
M-Qual(S) (%)	9.7	0.7	99.3	47.2	47.3	5.5	0	91.3	5.6	3.1

TABLE 1: Results of the first trial of the user perceptibility study. The meaning of each option is explained in Table 4 (Appendix).

其中, A - 设备音质问题; B - 音频音质问题; C - 两个音频进行了混合;

(6) ↗ 更多实验:

- 单位长度音频中嵌入单词数量的影响 (Effect of Transcript Length) : 根据这个实验结果, 作者在前面生成对抗样本的时候, 使用的 FUR (Frame Utilize Rate) 均为 0.2, 这个值不仅要保证对抗样本的成功率, 同时也要保证添加的扰动大小尽可能得小;

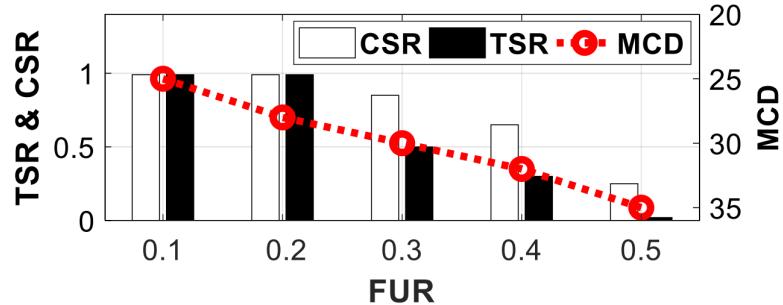


Figure 17: TSR, CSR, and MCD in different FUR settings (with a reversed y-axis representation for MCD).

- 接收设备对样本成功率的影响 (Effect of Device Frequency Selectivity) : iPhone 和 Samsung 上面的效果更好;

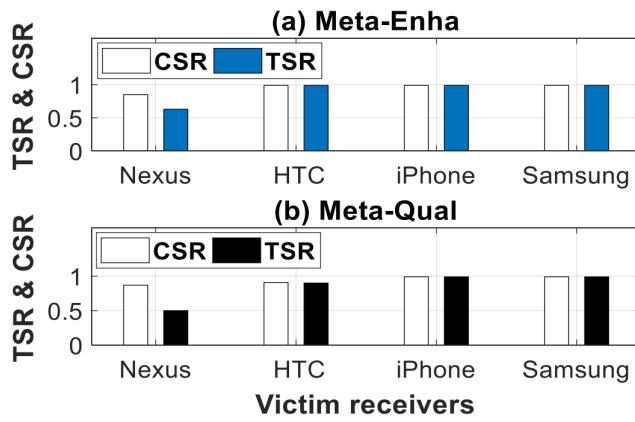


Figure 18: CSR and TSR achieved by (a) Meta-Enha and (b) Meta-Qual across different victim receivers.

- 背景噪声大小对成功率的影响 (Effect of Ambient Noise) :

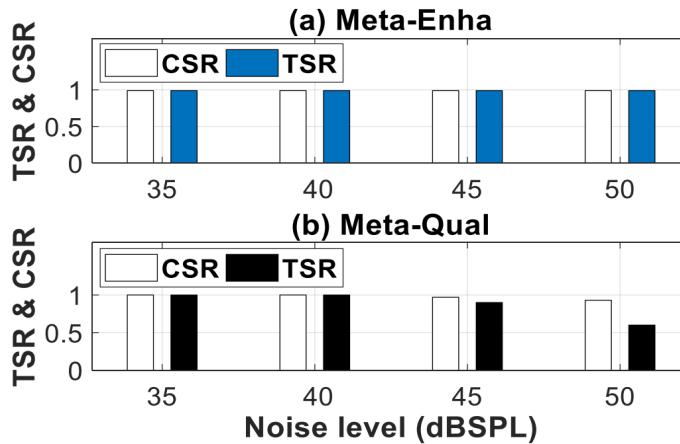


Figure 19: CSR and TSR achieved by (a) Meta-Enha and (b) Meta-Qual in different noise floor settings.

- 扬声器声音大小对成功率的影响 (Effect of Speaker Volume) : 可以看到，声音大小对于对抗样本的成功率来说确实非常关键，当扬声器的功率在 45dB 时，样本的成功率很低；

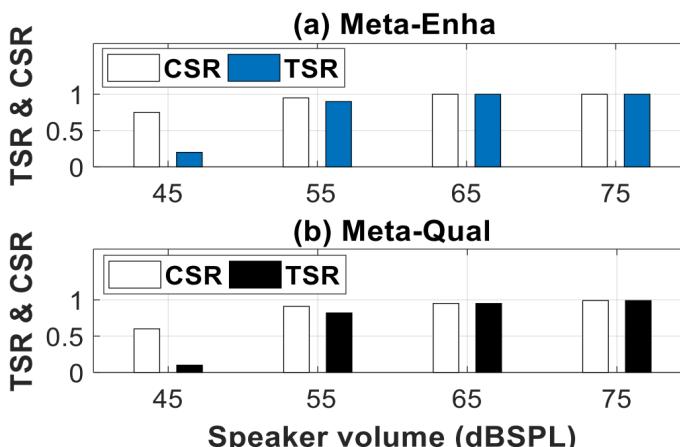


Figure 20: CSR and TSR achieved by (a) Meta-Enha and (b) Meta-Qual in various speaker volume.

- 设备移动速度对成功率的影响 (Effect of Victim Device Movement) : (这个实验也做了，简直惨无人道，作者的实验实在是太齐全了！)

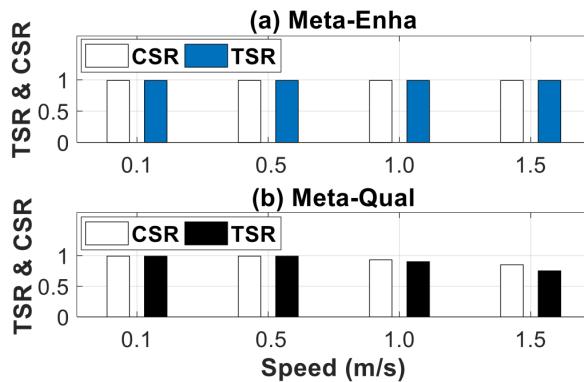


Figure 21: CSR and TSR achieved by (a) Meta-Enha and (b) Meta-Qual in different attacker moving speed settings.

Links

- 论文链接: [Chen T, Shangguan L, Li Z, et al. Metamorph: Injecting inaudible commands into over-the-air voice controlled systems\[C\]//Proceedings of NDSS. 2020.](#)
- 频响曲线数据集:
 - AIR Dataset: [A binaural room impulse response database for the evaluation of dereverberation algorithms 下载源](#)
 - MARDY Dataset: [Evaluation of speech dereverberation algorithms using the mardy database 下载源](#)
 - REVERB Dataset: [The reverb challenge: A common evaluation framework for dereverberation and recognition of reverberant speech 下载源](#)
 - RWCP Dataset: [Acoustical sound database in real environments for sound scene understanding and hands-free speech recognition 下载源](#)

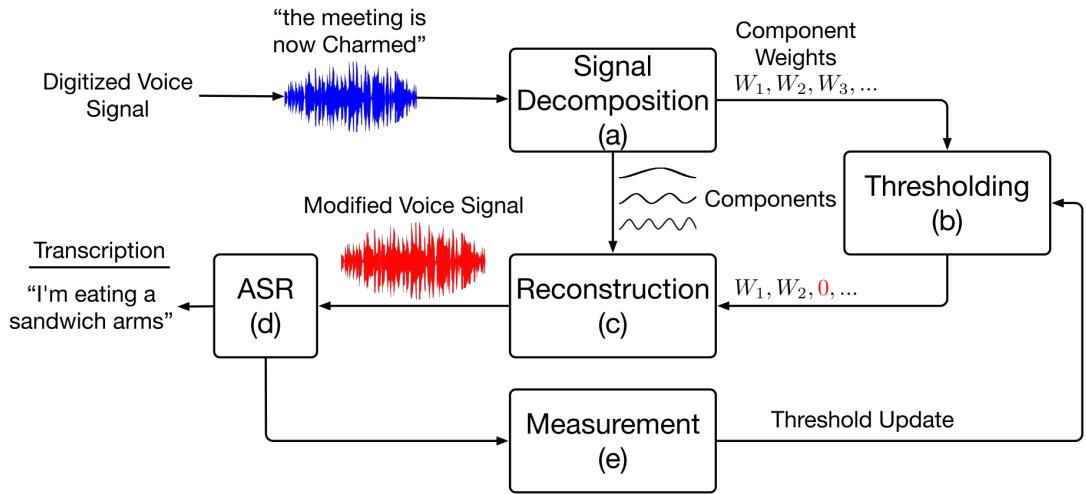
Hear "No Evil", See "Kenansville": Efficient and Transferable Black-Box Attacks on Speech Recognition and Voice Identification Systems

Contribution

- 一种黑盒的针对 ASR 和 AVI 的无目标对抗攻击;
- 从语音特征的角度进行攻击, 去除语音中人耳感知弱、但机器敏感的特征;
- 由于是采用攻击语音特征的方法, 所以在一定程度上实现了低 query、高 transferability 的性能;
- 攻击方法上面缺乏创新性, 但文章的亮点在于分析了平台之间的差异、攻击的音素之间的差异;

Notes

- ② 攻击场景: 作者考虑的是电话语音信道中, 为了防止自己的对话被监听, 故要实现一个 untargeted 攻击, 并且不需要考虑物理信道对攻击的影响; (攻击场景危险性比较小)
2. 攻击流程:



(1) 整体思想：（**抹除机器敏感的特征**）首先将语音根据 ASR 使用的特征（**DFT、SSA**）进行分解，然后对不同的成分作相应的过滤（**乘一个放缩系数**），然后逆运算生成语音；这个过程中要保证过滤掉的特征成分尽可能得少，从而保证修改对人耳是不敏感的；

(2) ↗ 缺乏创新：我们把这篇文章和 Hidden Voice Commands 的 Black-box 攻击放到一起看，攻击的目标从 Targeted Attack 变成了 Untargeted Attack，对特征的修改从 **抹除人耳敏感特征使得人耳无法分辨、机器可以识别** 变成了 **抹除人耳不敏感特征使得人耳可以分辨、机器不能识别**；（所以我认为作者的这种方法没啥创新型）

(3) 如何寻找边界放缩系数：二分查找法；

3. 实验设定：

(1) 数据集：TIMIT 数据集和 Word Audio 数据集（作者自己生成的字级语音数据集）；

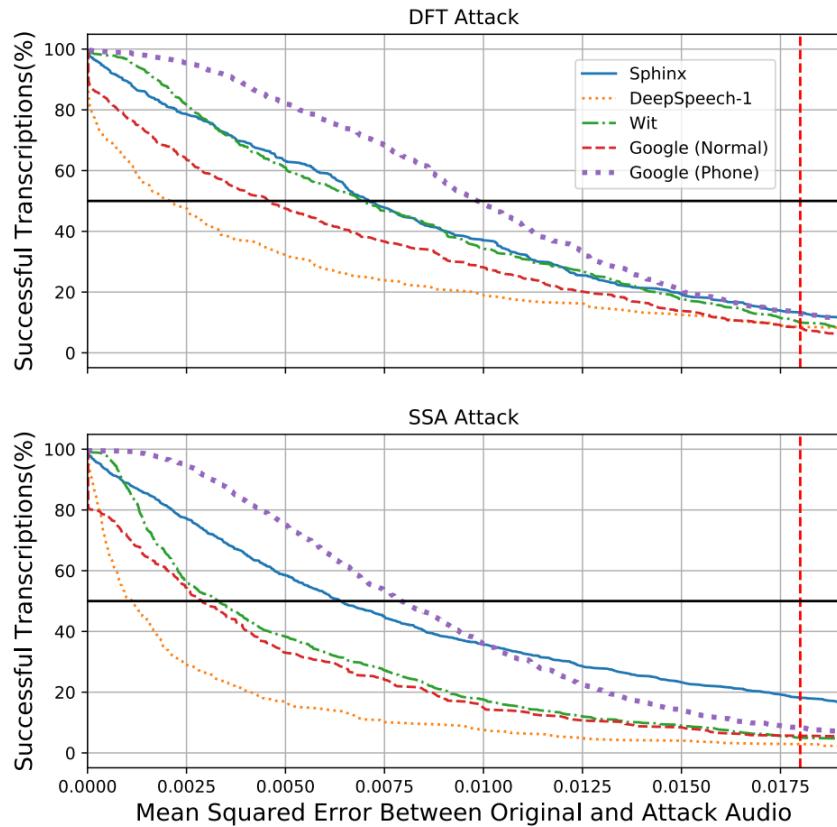
(2) Attack Scenarios:

- 词级别的对抗扰动，观察能否使得模型识别出错；
- 音素级别的对抗扰动，观察能否使得模型识别出错；
- ASR Poisoning（我直译过来是 ASR 投毒），观察能否使得模型解码后续单词的概率影响；
- AVI Poisoning，观察能否使得 AVI 模型识别出错；

(3) 攻击的模型：Google (Normal), Google (Phone), Facebook Wit, Deep Speech-1, Deep Speech-2, CMU Sphinx, Microsoft Azure；

4. 结果：

(1) 词级别的对抗扰动：



其中竖的红线是一种扰动的标准 MSE；

(2) 音素级别的扰动：元音对攻击更加关键；

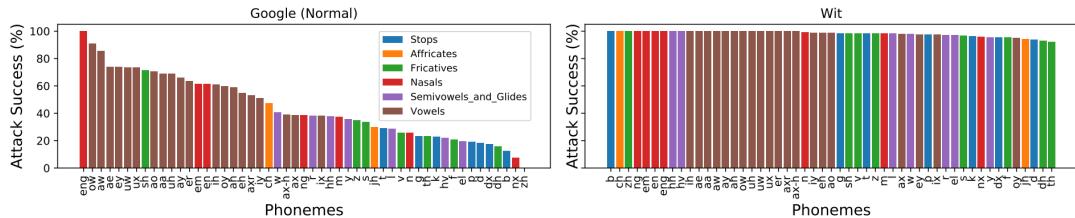


Fig. 5: A comparison of attack success of our DFT-based phoneme-level attack against two ASR models. There is a clear relationship between which phoneme is attacked and the attack's success. It is clear across all models that we evaluated that vowels are more vulnerable to this attack than other phonemes.

(3) ASR Poisoning: 这个结果还是非常有意思的；

Model	Original Transcription	Attack Transcription
Google (Normal)	The emperor had a mean Temper	syempre Hanuman Temple
	then the chOreographer must arbitrate	Democrat ographer must arbitrate
Wit	she had your dark suit in Greasy wash water all year masquerade parties tax one'S imagination	nope stop

(4) AVI Poisoning: 同样，元音对攻击更加关键；

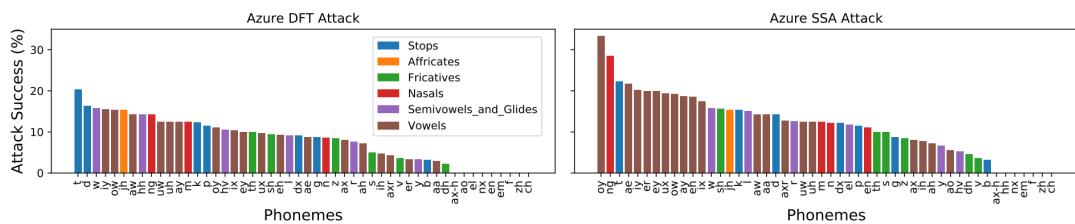


Fig. 7: Success rate of our attack against a Automatic Voice Identification (AVI) system. When perturbing a single phoneme in the entire audio sample, an adversary has a greater chance of succeeding with an SSA attack rather than a DFT attack. Additionally, similar to the observation in Figure 5 vowels are more vulnerable than other phonemes.

(5) 迁移效果：结合上面的结果可以发现 Google Phone 模型会更加鲁棒一些，不容易受到这种对抗攻击；

		To (g)					
		$P(S_{f \rightarrow g})$	Google (Phone)	Google (Normal)	Wit	Sphinx	Deep-Speech 1
From (f)	Google (Phone)	100%	78%	83%	42%	87%	
	Google (Normal)	13%	100%	65%	22%	70%	
	Wit	6%	10%	100%	14%	52%	
	Sphinx	21%	74%	81%	100%	80%	
	Deep-Speech 1	3%	7%	31%	12%	100%	

TABLE I: The probability of transferability $P(S_{f \rightarrow g})$ calculated for each combination of the tested models. Only ‘harder’ models tend to transfer well to weaker models. The elements in bold show the highest transferability successes. Model names in the columns have been arranged in descending order of their strength from *harder* to *weaker*.

(6) 观察 DeepSpeech 网络中间激活值变化：作者指出底层的卷积层可能是这种攻击能够实现的关键音素；

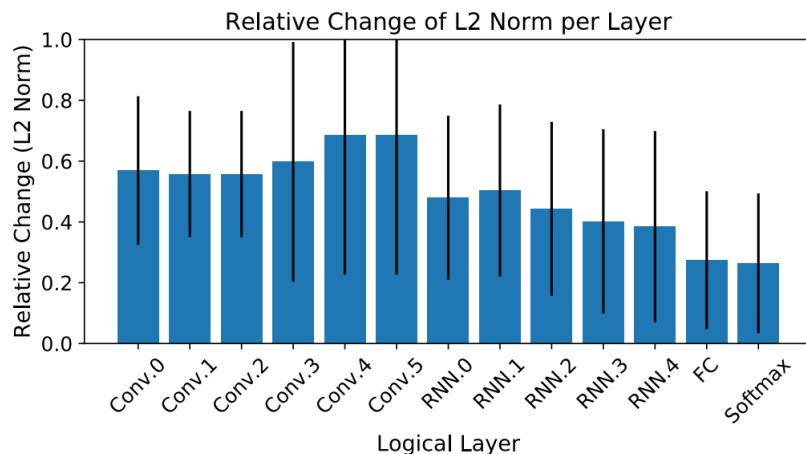


Fig. 8: Calculated net change Δh^l for each layer in the tested Deep Speech 2 model (Convolutional, Recurrent (RNN), fully connected (FC), and Softmax). Lower-level convolutional layers tend to have higher adversarial effect than upper-level recurrent and fully connected layers.

Links

- 论文链接: [Abdullah, Hadi, et al. "Hear" No Evil", See" Kenansville": Efficient and Transferable Black-Box Attacks on Speech Recognition and Voice Identification Systems." S&P \(2021\).](#)
- 论文主页: <https://sites.google.com/view/transcript-evasion>
- 论文代码: https://github.com/kwarren9413/kenansville_attack

SoK: The Faults in our ASRs: An Overview of Attacks against Automatic Speech Recognition and Speaker Identification Systems

Notes

Links

- 论文链接: