

# Project 1: 基于 BiLSTM 和 MFCC 特征的简单语音端点检测算法

519030910352 郭奕玮

**摘要:** 本次 Project 基于语音信号梅尔倒谱系数 (MFCC) 和能量特征, 用双向长短时记忆神经网络 (BiLSTM) 训练了一个语音端点检测模型 VADnet, 在验证集上达到了 0.9956 的 AUC 和 0.9749 的 VACC。实验发现 VADnet 只需要少量数据就可以训练得到很好的效果, 且预测结果几乎不需要进行后处理, 是一个易用而强大的模型。

## 1. 数据预处理及特征提取

Task1 中已对时域的能量和过零率进行了详尽分析, 而本次 Task2 选用频域的 MFCC 特征, 以期挖掘语音信号更深层次的信息。MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficient) 是经过梅尔域转换后的 Fbank, 即对原信号做 DFT 之后, 加梅尔域的滤波器组, 得到 Mel Spectrogram, 然后取幅值对数、做 DCT 得到 MFCC 系数。本实验使用 Python 的 `spafe` 库进行 MFCC 的提取, 指定维度为 13 维, 默认进行系数为 0.97 的预加重, 加 Hamming 窗, 进行 512 点 FFT, 并进行归一化, 以消除不同 Speaker 和录音环境的影响。此外, 所有音频信号利用 `spafe.preprocessing` 工具进行分帧。

利用 `spafe` 中的可视化工具, 对其中一个样本进行 MFCC 后的结果可视化如图1所示。

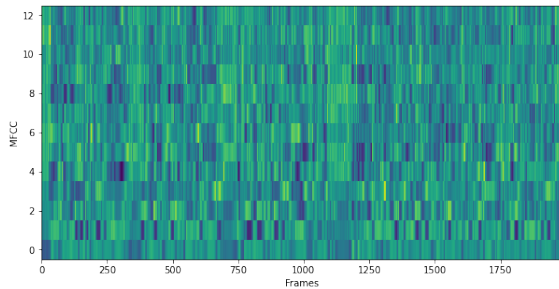


图 1: `dev/1154-129975-0015.wav` MFCC 特征提取结果。颜色越浅表示值越大。

由于本实验采用双向 LSTM 进行模型构建,

具有强大的捕捉前后文信息的能力, 故不计算一阶和二阶差分 MFCC, 以加快训练速度。

此外, 考虑到能量依然是划分语音和静音帧的一个有效依据, 本实验仍然提取能量作为其中一个特征。因此综上, 对于任意音频文件, 经过特征提取后得到形状为  $(N, 14)$  的矩阵, 其中第一维代表帧数。

## 2. 算法描述

RNN (Recurrent Neural Network) 是一种可以处理变长序列输入的深度学习模型, 自提出以来 RNN 已有许多变体, LSTM、GRU 是其中最为著名的几种。LSTM (Long Short-term Memory) 和 GRU (Gated Recurrent Unit) 通过巧妙的门控机制设计解决了传统 RNN 难以长期记忆的问题, 增强了上下文建模能力。目前 LSTM 已被广泛用于 NLP、ASR、TTS 等各种序列相关机器学习任务中并取得了出色成果。BiLSTM 指双向 LSTM, 即每一个时间戳的输入能同时利用到该时间前后的信息。其特性天生非常适合 Seq2Seq Learning; 由于 VAD 端点检测任务中, 一帧属于语音还是静音与前后的帧均存在关系, 故 BiLSTM 直观上也非常适合本任务, 并且也已有利用 LSTM 做 VAD 检测的工作, 得到了比以往模型更好的结果<sup>1</sup>。

在本实验中, 我们基于双向 LSTM 构建了一个专用于端点检测的网络 VADnet。对于一个特定的音频特征矩阵, 先随机初始化 LSTM 的 hidden state  $h_0$  和 cell state  $c_0$ , 然后将特征矩阵逐帧输入。LSTM 的每一个时间点接受输入  $x_t$  和上一时刻的 cell state  $c_{t-1}$ , 经过门控机制的计算, 保留一部分 cell memory, 并用  $x_t$  计算出新的需要加入 cell memory 的部分, 产生这一时刻的 cell

<sup>1</sup>F. Eyben, F. Weninger, S. Squartini and B. Schuller, "Real-life voice activity detection with LSTM Recurrent Neural Networks and an application to Hollywood movies," 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2013, pp. 483-487, doi: 10.1109/ICASSP.2013.6637694.

```
VADnet(
  (lstm): LSTM(14, 32, bidirectional=True)
  (fc): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
  (sigmoid): Sigmoid()
)
```

图 2: VADnet 模型结构

state  $c_t$  供给下一时刻，并据此输出这一时刻的 hidden state  $h_t$ 。经过一整个输入序列  $\mathbf{x}_N$  之后，LSTM 输出一个序列  $\mathbf{o}_N = [h_1, h_2, \dots, h_N]$ ，以及最终的 cell state  $c_N$ 。这个输出序列  $\mathbf{o}_N$  即可认为是对每一帧信息的一种编码表示。随后通过全连接层 (Linear Layer)，将每一个  $h_t$  变换为一个标量，通过 Sigmoid 激活函数得到  $[0, 1]$  之间的概率输出。

综上，我们构建的 VADnet 由三个单元组成：双向 LSTM、全连接层和 Sigmoid 输出层。考虑到输入特征维度和计算量，我们设置隐层维度 (hidden size) 为 32，即每一个门控单元都由 32 个神经元组成，经过双向 LSTM 后会输出  $32*2=64$  维向量。为了模型的简单性，我们仅使用一层 LSTM。具体的模型结构如图2所示。

为了在训练过程中计算模型损失，进行梯度反传更新，我们令损失函数为二分类交叉熵损失函数 (`torch.nn.BCELoss`)，因为我们的 VADnet 实际上是一个二分类模型。BCELoss 的计算公式为

$$\mathcal{L}(\mathbf{p}_N, \mathbf{y}_N) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i \log p_i + (1 - y_i) \log(1 - p_i)), \quad (1)$$

其中  $\mathbf{p}_N, \mathbf{y}_N$  为预测序列和真实标签。随后，我们构建优化器为 Adam 优化器，学习率设置为 0.001。

构建模型之后，我们开始模型训练。我们将 train 文件夹下的 3600 条音频作为训练样本，dev 作为验证集，每一个 epoch 将 train 的 3600 条音频依次输入，计算 loss，进行梯度反传更新，然后计算 dev 集上的评测指标 (AUC、EER)。本次实验没有使用 `torch.utils.data.DataLoader`，故为了避免数据顺序对模型参数的影响，在每个 epoch 前，人为 shuffle 打乱了数据列表。同时，每个 epoch 后，保存了模型参数。

我们只进行了两个 epoch 的训练，结果见下

节所示。

### 3. 实验结果

实验发现，双向 LSTM 在 VAD 任务上得到了非常好的效果。图3展示了每个 epoch 之后在 dev 集上的 RoC 曲线，以及 AUC 和 EER 的值。可以发现，第一个 epoch 之后的 AUC 和 EER 已经非常接近 1.00，第二个 epoch 仅有微小的提升。这个结果说明 VADnet 并没有过拟合，因为模型没有在 dev 上做任何训练。

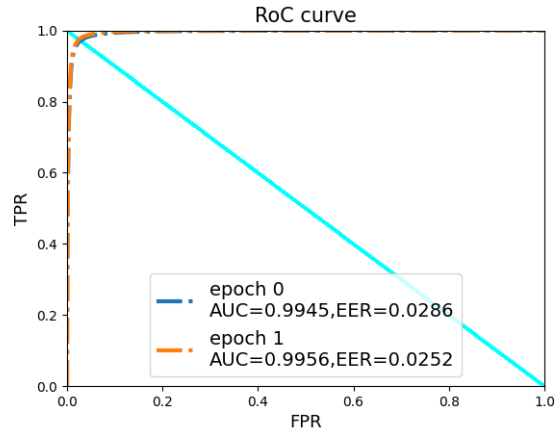


图 3: 两个 Epoch 后在 dev 集上的 RoC 曲线

为了更好地观察 VADnet 对于一些样本的预测情况，我们可视化 dev 上的几个样本的预测值和标签，如图 4、图5所示。

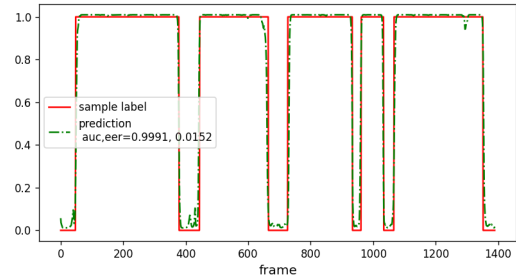


图 4: dev/205-159056-0012.wav

可以看出，VADnet 对于 VAD 标签的预测效果非常好，并且对于图5这样困难的任务，也能做到在端点上预测基本正确。更为神奇的是，这些预测结果已经非常平滑，即并不存在以往逐帧预

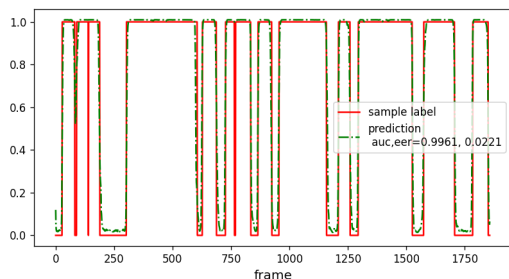


图 5: *dev/807-124223-0068.wav*

测那样容易出现很多不连续点的问题。因此我们在整个处理流程中也不需要做后处理，只需要在 test 预测的时候做一个简单的阈值分类即可。

进一步地，模型训练过程中 loss 随着 batch 变化的过程如表1。很明显，我们的 VADnet 其实不需要 3600 条那么多样本就可以达到很低的损失值。在第一个 epoch，VADnet 经过前 500 条音频之后已经能在没见过的音频上达到不错的预测效果。这揭示了 LSTM 对于 VAD 任务有完全足够的学习能力。

表 1: 训练过程 loss 变化趋势

| Epoch | Batch | Avg Loss | Epoch | Batch | Avg Loss |
|-------|-------|----------|-------|-------|----------|
| 0     | 50    | 0.5610   | 1     | 100   | 0.0560   |
| 0     | 100   | 0.3258   | 1     | 500   | 0.0528   |
| 0     | 150   | 0.1668   | 1     | 1000  | 0.0487   |
| 0     | 200   | 0.1227   | 1     | 1500  | 0.0546   |
| 0     | 500   | 0.0789   | 1     | 2000  | 0.0520   |
| 0     | 1500  | 0.0650   | 1     | 2500  | 0.0561   |
| 0     | 3550  | 0.0530   | 1     | 3550  | 0.0519   |

在 Evaluating 阶段，我们对预测结果进行阈值分类，计算帧级 Accuracy，并实现了童思博师兄提出的 VAD 评测指标<sup>2</sup>，计算了 SBA (Start Border Accuracy)、EBA (End Border Accuracy)、BP (Border Accuracy) 以及最后合成的 VACC。我们在开发集上计算这些指标，在 SBA 和 EBA 的计算中取了区间长度  $L = 10$ ，结果如表2所示。

根据该论文中的结果，基于 DNN 实现的 VAD 算法当 VACC 达到 80% 时可以使 WER 降到 20%

以下，并且在工程应用中的 VAD 算法 VACC 达到 90% 以上已属优秀。本次实验使用的数据集较为干净，检测简单，因此能达到很高的 VACC。

表 2: 最终的评测指标

| Metric | Value  |
|--------|--------|
| AUC    | 0.9956 |
| EER    | 0.0252 |
| ACC    | 0.9820 |
| SBA    | 0.9057 |
| EBA    | 0.9075 |
| BP     | 1.1380 |
| VACC   | 0.9749 |

## 4. 思考和后记

本次实验通过 LSTM 的实践深刻体会到了其（包括其余种类的 RNN）在处理变长序列和建模前后文关系上的强大之处。Andrej Karpathy 的著名博客《The Unreasonable Effectiveness of Recurrent Neural Networks》<sup>3</sup>中即展现了 RNN 在诸多任务中的惊人表现，VAD 无疑是另一个有力佐证。当然 RNN 家族仍然存在一些不可避免的缺点，以 LSTM 为例，就包括自回归结构训练缓慢的问题（本实验在超算上运行也需要 5 分钟左右，相较之以 GMM 模型为例的统计模型 VAD 算法略逊一筹）。本次实验将 batch size 设为 1，也是考虑到变长序列放在同一 batch 中需要经过其他较为复杂的处理（如 PyTorch 中的 `pack_padded_sequence`），这也在一定程度上降低了训练速度。所幸 LSTM 在这个任务上训练简单，只需少数样本就能做到很好的效果。

本实验也体验到 MFCC 对于信号特征表征的有效之处。其实之前尝试过直接用时域采样点作为每帧的输入  $x_t$ ，用 BiLSTM 训练，效果也能达到很高（AUC 在 98% 左右）。这提供了一个启示：完全端到端地做语音端点检测有多可行？或许需要更多的实验来探究。

<sup>2</sup>S. Tong, N. Chen, Y. Qian and K. Yu, "Evaluating vad for automatic speech recognition," 2014 12th International Conference on Signal Processing (ICSP), 2014, pp. 2308-2314, doi: 10.1109/ICOSP.2014.7015406.

<sup>3</sup><http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/>