实验一 语音信号 MFCC 特征提取

语音处理在语音系统中都扮演着重要的角色，无论它是自动语音识别（ASR）还是说话者识别等等。长期以来，梅尔频率倒谱系数（MFCC）是非常受欢迎的特征。简而言之，信号通过预加重滤波器；然后将其切成（重叠的）帧，并将窗函数应用于每个帧；之后，我们在每个帧上进行傅立叶变换（或更具体地说是短时傅立叶变换），并计算功率谱；然后计算滤波器组。为了获得 MFCC，可将离散余弦变换（DCT）应用于滤波器组，以保留多个所得系数，而其余系数则被丢弃。

实验目标：

掌握整个 MFCC 特征提取过程，并对提供的音频提取 MFCC 特征

实验流程：

0. 语音信号准备（setup）

从主页下载提供的两个音频文件，可以尝试先听其内容了解语音信号频谱特征，并用 python 库或者 MATLAB 包载入，确定其采样频率以备后续使用。

1. 预加重（Pre-Emphasis）

第一步是在信号上施加预加重滤波器，以放大高频。预加重滤波器在几种方面有用：（1）平衡频谱，因为高频通常比低频具有较小的幅度；（2）避免在傅立叶变换操作期间出现数值问题；（3）还可改善信号噪声比（SNR）

预加重滤波器可以使用一阶滤波器应用于信号$\boldsymbol{x}$：

$$\boldsymbol{y(t) = x(t) - \alpha x(t-1)}$$

其中$\boldsymbol{\alpha}$一般设置为 0.97。

预加重在现代系统中的影响不大，主要是因为除避免了不应该成为问题的傅立叶变换数值问题外，大多数预加重滤波器的动机都可以使用均值归一化来实现。

2. 成帧（Framing）

经过预加重后，我们需要将信号分成短时帧。此步骤的基本原理是信号中的频率会随时间变化，因此在大多数情况下，对整个信号进行傅立叶变换是没有意义的，因为我们会随时间丢失信号的频率轮廓。为避免这种情况，我们可以安全地假设信号的频率在很短的时间内是固定的。因此，通过在此短时

帧上进行傅立叶变换，我们可以通过串联相邻帧来获得信号频率轮廓的良好近似值。

语音处理中的典型帧大小范围为 20 ms 至 40 ms，连续帧之间有 50%（+/- 10%）重叠。实验中的设置是帧长为 25ms，帧移为 10ms（重叠 15ms）

3. 加窗（Window）

将信号切成帧后，我们对每个帧应用诸如汉明窗之类的窗函数。汉明窗具有以下形式：

$$w[n] = 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)$$

其中$0 \le n \le N-1$，N是窗长。

4. 傅立叶变换和功率谱(Fourier-Transform and Power Spectrum)

对窗长$\boldsymbol{N}$的每个帧进行补零填充，以形成一个扩展帧，该帧包含 256 个样本（8 和 11 kHz 采样率）和 512 个样本（16 kHz）。 分别使用长度为 256 或 512 的 FFT 来计算信号的幅度谱。

信号$\boldsymbol{x}$的第$\boldsymbol{i}$帧$\boldsymbol{x_i}$的 FFT 可以用以下公式计算：

$$\boldsymbol{bin_k} = \sum_{\boldsymbol{n=0}}^{\boldsymbol{NFFT-1}} \boldsymbol{x_i(n)e^{-jnk\frac{2\pi}{NFFT}}}, \quad \boldsymbol{k = 0, \ldots, NFFT - 1}$$

注意，由于对称性，只有$\boldsymbol{bin_{0 \ldots NFFT/2}}$用于下一步处理

功率谱：

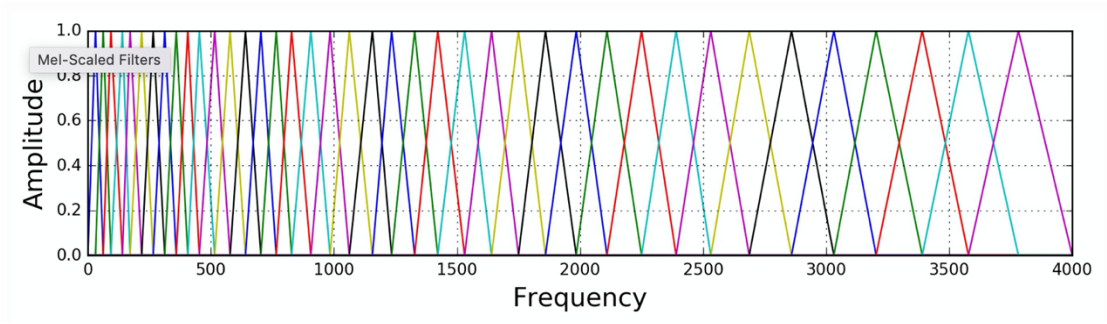
$$\boldsymbol{P} = \frac{\boldsymbol{|FFT(x_i)|^2}}{\boldsymbol{NFFT}}$$

5. 滤波器组（Filter Banks）

计算滤波器组是将三角滤波器在 Mel 刻度上应用于功率谱以提取频带，通常设置成 40 个滤波器。梅尔音阶的目的是模仿低频的人耳对声音的感知，方法是在较低频率下更具判别力，而在较高频率下则具有较少判别力。$Hertz(f)$和$Mel(m)$之间的转换关系为:

$$m = 2595 log_{10}\left(1 + \frac{f}{700}\right)$$

$$f = 700\left(10^{\frac{m}{2595}} - 1\right)$$



滤波器组中的每个滤波器都是三角形的，在中心频率处的响应为 1，并朝着 0 线性减小，直到达到响应为 0 的两个相邻滤波器的中心频率为止，可以通过以下方程式建模:

$$H_m(k) = \begin{cases} 0 & k < f(m-1) \\ \frac{k - f(m-1)}{f(m) - f(m-1)} & f(m-1) \le k < f(m) \\ 1 & k = f(m) \\ \frac{f(m+1) - k}{f(m+1) - f(m)} & f(m) < k \le f(m+1) \\ 0 & k > f(m+1) \end{cases}$$

关键在于确定中心频率，首先根据信号的原始采样频率确定傅立叶变换对应的最高频率(8k 采样率对于 4000)，然后将其转换到 Mel 刻度，根据滤波器数得到对应数量的 Mel 刻度中心频率(Mel 刻度下中心频率呈线性分布)，最后转换到频域,并对应上数字信号采样点。

最终 Mel 滤波的结果为:

$$fbank_m = H_m P$$

非线性变换：

$$f_m = 10 * log_{10}(fbank_m)$$

6. 倒谱系数（Mel-frequency Cepstral Coefficients） (MFCCs)

事实证明，在上一步中计算出的滤波器组系数是高度相关的，这在某些机器学习算法中可能会出现问题。因此，我们可以应用离散余弦变换（DCT）对滤波器组系数进行解相关，并生成滤波器组的压缩表示形式。这里选取前 13 维作为最终的倒谱系数。

$$C_i = \sum_{j=0}^{39} f_j \cdot \cos\left(\frac{\pi \cdot i}{40}(j - 0.5)\right), \quad 0 \le i \le 12$$

实验要求：

1. 本次实验不限制编程语言，可以使用 MATLAB，python 等语言。
2. 对 FFT 和 DCT 不做要求，可以调用工具包来实现。
3. 按照之前提供的参数设置对课程网站上提供的两个音频提取 MFCC 特征。
4. 请将以下文件打包发送至 algorithm_2022@126.com

   文件名如：张三_PB14007000_第一次实验.zip

   邮件主题：张三，PB14007000，第一次实验

   a) 实验报告：至少包含用 1.wav 分析实验各个阶段结果（傅立叶频谱图，FBANK 和 MFCC 特征）；代码分析；2.wav 的运行耗时(最好有截图)；并探究在不同的机器学习算法中如何选择 FBANK 和 MFCC 特征。

   b) 实验代码

   c) 1.wav 的特征结果文件：存储格式为 N_frame * Feature_dim，可以是.mat，.npy，.txt。