

Speech Recognition에 필요한 Audio 기초

조희철

2020년 10월 9일

♠ bit rate & sampling rate

- 파일 크기(byte): (재생시간) x (bit rate) / 8
- 여기서 bit rate(비트전송률)는 초당 얼마나 많은 data를 가지고 있는지를 의미한다. 예를 들어, CD audio는 2-channel, 16 bit(Quantization, bit depth), sampling rate(44100)
- audio file의 비트전송률은 (Windows 10) 파일 속성에서 확인할 수 있다.

$$16 \times 2 \times 44100 = 1,411,200 \text{ bit}$$

- sampling rate: 1초에 들어 있는 data 수.

```
import sox # sox.exe를 설치후, pip install sox --> https://sourceforge.net/projects/sox/
```

```
sox.file_info.sample_rate(audio_filename)
```

```
sox.file_info.bitdepth(audio_filename)
```

```
sox.file_info.bitrate(audio_filename) # '352k'를 float로 변환하는 과정에 bug가 있다.
```

♠ Discrete Fourier Transforms

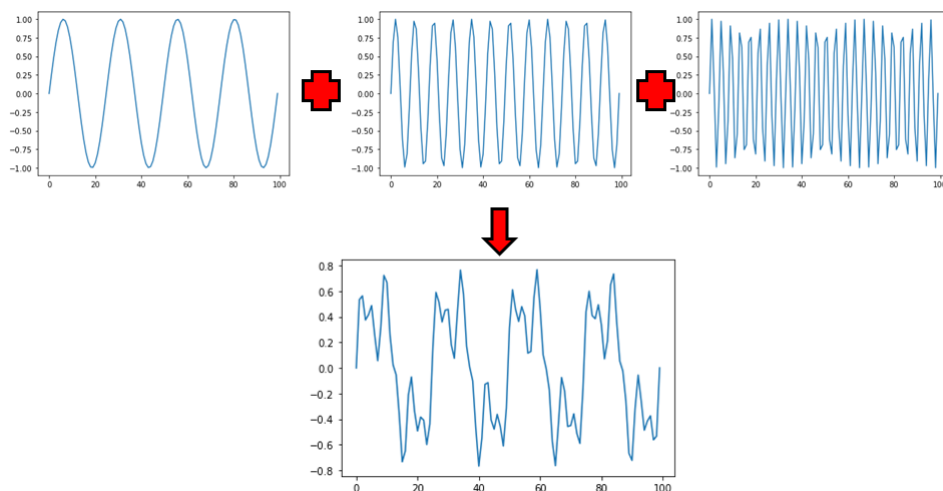


그림 1: Sound(음파)는 단순 Sine파의 결합으로 볼 수 있다. 이 결합된 음파가 어떤 단순파의 결합으로 만들어진 것인지 분석할 수 있게 해주는 것이 Fourier Transform이다. 이런 과정을 time domain(음파)를 frequency domain으로 변환한다고 한다. 그림에서는 각기 다른 주파수의 sine파가 5 : 3 : 2로 결합된 음파를 보여주고 있다. Fourier Transform을 통해 어떤 주파수의 성분이 얼마나 결합되어 있는지 알아낼 수 있다. 이산적인 data를 다루어야 하기 때문에, Discrete Fourier Transform을 사용한다.

- Fourier Transform: 음파와 같은 시간에 대한 신호(함수)를 주파수 성분으로 분해할 수 있게 해준다. 주어진 신호를 (서로 다른 주기를 가진) 주기함수들의 결합으로 분해한다. 여기서 사용되는 주기함수는 sine(또는 cosine) 함수라 보면 된다.
- Discrete Fourier Transform: 컴퓨터에서 처리할 수 있는 data는 이산적이다. 이 이산적인 data에 Fourier Transform을 적용하는 것을 Discrete Fourier Transform이라 한다.
- FFT(Fast Fourier Transform): Discrete Fourier Transform을 좀 더 효율적으로 계산할 수 있게 해주는 알고리즘이다.
- STFT(Short Time Fourier Transform): 우리가 다루어야 하는 음성이나 음악은 하나의 발음이나 음이 계속 되는 것이 아니다. 시간에 따라 변한다. 그렇게 때문에 음파를 시간단위로 나누어서 각각에 Fourier Transform을 적용하는 것을 STFT라 한다. 자르는 단위를 (frame-length 또는 window-length)라 한다. 그리고 자를때 겹치지 않게 자르지 않게 자르지 않고, data의 손실을 막기 위해 겹치는 방식(overlap)으로 자른다. frame을 이동시키는 간격을 hop-length라 한다. 당연히, hop-length는 frame-length보다 작아야 frame이 겹치게 된다.

```

N = 400; T = 1.0 / 800.0
x = np.linspace(0.0, N*T, N)
y = np.sin(50.0 * 2.0*np.pi*x) + 0.5*np.sin(80.0 * 2.0*np.pi*x)
yf = np.fft.fft(y) #shape: (400,) complex numbers

```

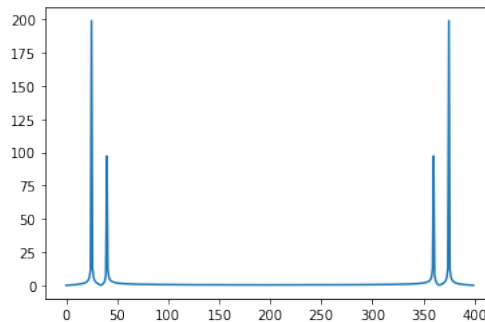


그림 2: DTF: FFT의 absolute 값의 그래프. Nyquist critical frequency¹에 의해 $-\frac{1}{2T} \sim \frac{1}{2T}$ 의 주파수 영역이 구해지고, 양의 주파수/음의 주파수에 대한 값이 conjugate가 된다. 대칭적인 결과가 redundant하므로, STFT에서는 절반 크기의 output을 만들어 낸다.

```

scale, sr = librosa.load(scale_file)
n_fft = 100
fft = np.fft.fft(scale, n=n_fft) # (100,)
rfft = np.fft.rfft(scale, n=n_fft) # (51,)
print(np.allclose(fft[:n_fft//2+1], rfft)) # True

```

```

N = 5
signal = np.random.rand(N)
fft = np.fft.fft(signal)

result = []

```

¹sampling time이 T 일 때, $\frac{1}{2T}$ 이상의 주파수는 측정할 수 없다(aliasing-디지털 신호 처리 과정에서 발생하는 노이즈).

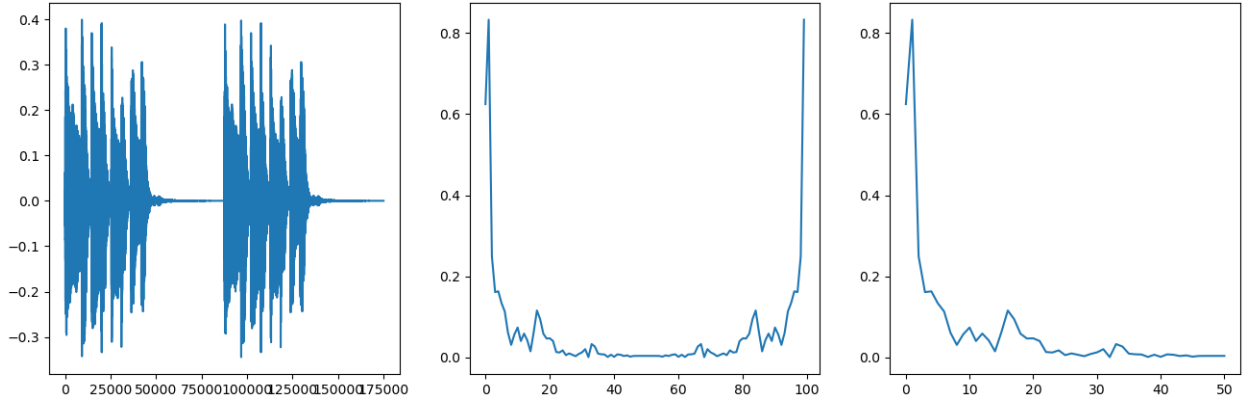


그림 3: fft vs rfft: rfft는 대칭적인 부분을 고려해서 계산량을 줄인다. librosa.stft는 예초에 절반만 return 한다.

```
for k in range(N):
    temp = 0
    for m in range(N):
        temp += signal[m]*np.exp(-2*np.pi*1j*m*k/N)
    result.append(temp)
```

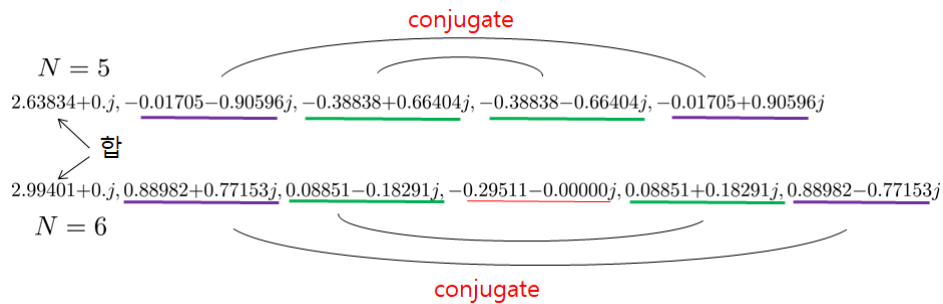
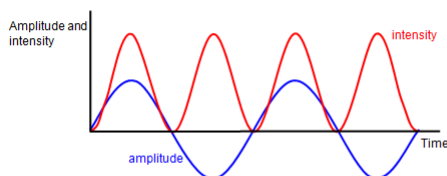


그림 4: FFT의 결과: 첫번째 값은 data의 합이 되고, 그 이후의 값들은 서로 대칭적인 conjugate관계이다. librosa의 stft에서는 hann window를 적용하기 때문에, numpy에서의 fft 결과와는 다르다.

♠ 소리의 요소들



Source	Intensity	Intensity level	× TOH
Threshold of hearing (TOH)	10^{-12}	0 dB	1
Whisper	10^{-10}	20 dB	10^2
Pianissimo	10^{-8}	40 dB	10^4
Normal conversation	10^{-6}	60 dB	10^6
Fortissimo	10^{-2}	100 dB	10^{10}
Threshold of pain	10	130 dB	10^{13}
Jet take-off	10^2	140 dB	10^{14}
Instant perforation of eardrum	10^4	160 dB	10^{16}

Table 1.1 from [Müller, FMP, Springer 2015]

그림 5: intensity는 amplitude의 제곱에 비례한다.

- Intensity(I): 단위 면적당 에너지를 뜻한다. amplitude(A)의 제곱에 비례한다. $I \propto A^2$

- Threshold of hearing(TOH): $10^{-12}W/m^2$
- Decibel: TOH를 기준으로 log값을 취한 것

$$dB(I) = 10 \times \log_{10} \left(\frac{I}{I_{TOH}} \right)$$

- Timbre: Color of sound, Difference between two sounds with same intensity, frequency, duration.
- 배음 (Overtone): An overtone is any frequency greater than the fundamental frequency of a sound. Using the model of Fourier analysis, the fundamental and the overtones together are called partials. Harmonics, or more precisely, harmonic partials, are partials whose frequencies are numerical integer multiples of the fundamental (including the fundamental, which is 1 times itself). 이 배음들이 어떻게 결합되어지는가에 따라 음색이나 악기 고유의 소리가 결정된다.

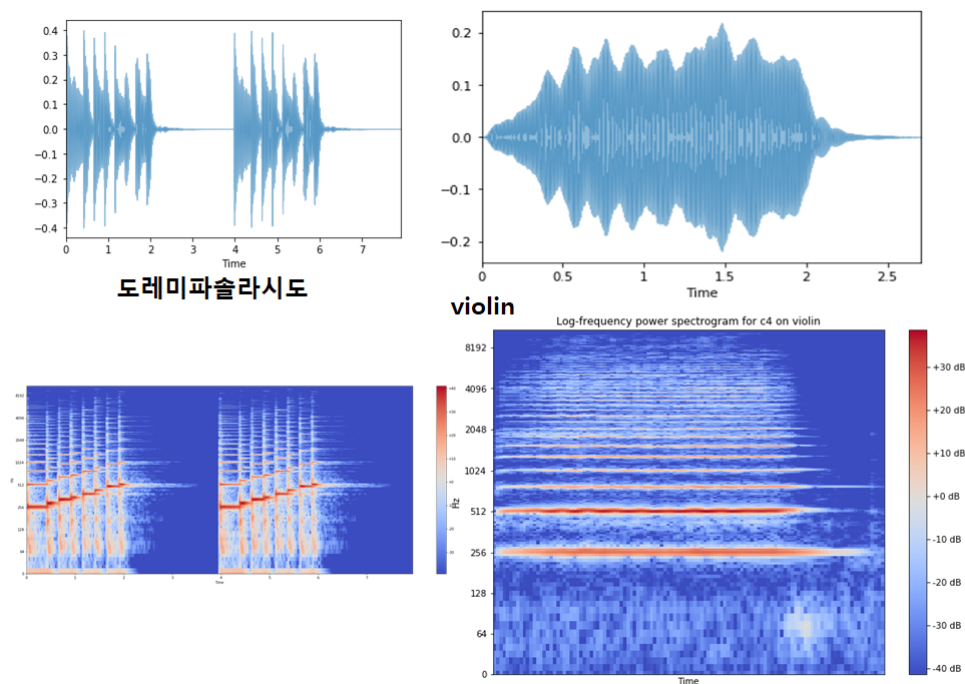


그림 6: 배음 (overtone) 구조: fundamental frequency로 256이 보이고, 이것의 정수배에 해당하는 주파수들도 보인다.

- Additive Synthesis²: Additive synthesis is a sound synthesis technique that creates timbre by adding sine waves together.
- waveform 비교:
- Time-domain audio Features: 아래의 Feature들은 전통적인 Machine Learning 분야에서 활용되었으나, 딥러닝이 활성화되면서 중요성이 낮아졌다.
 - Amplitude envelope: 각 frame의 최대값을 모아 놓은 것.
 - RMS(Root Mean Square Energy): 각 frame에서 제곱값의 평균에 root를 취한 값. 각각의 frame마다 계산된다. 직접 계산할 수도 있고, librosa.feature.rms를 이용해도 된다.
 - Zero Crossing Rate: Number of times a signal crosses the horizontal axis.
librosa.feature.zero_crossing_rate

²<https://teropa.info/harmonics-explorer/>

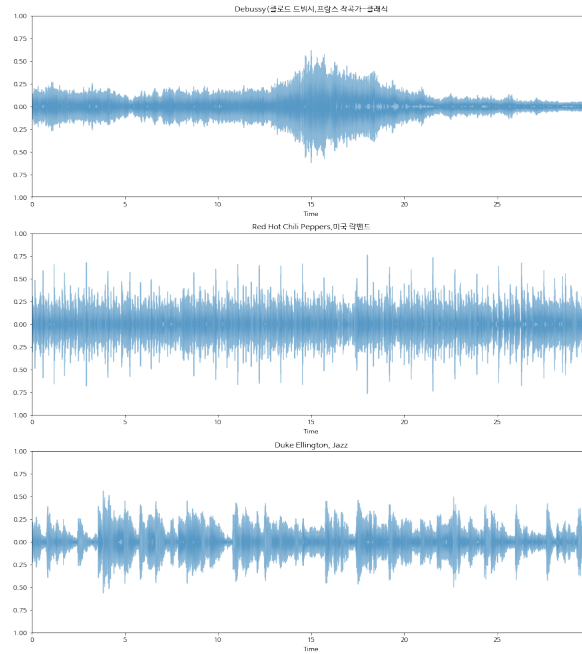


그림 7: waveform 비교: 위에서 부터 클래식음악, 락, 재즈.

♠ Mel Filter Bank

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

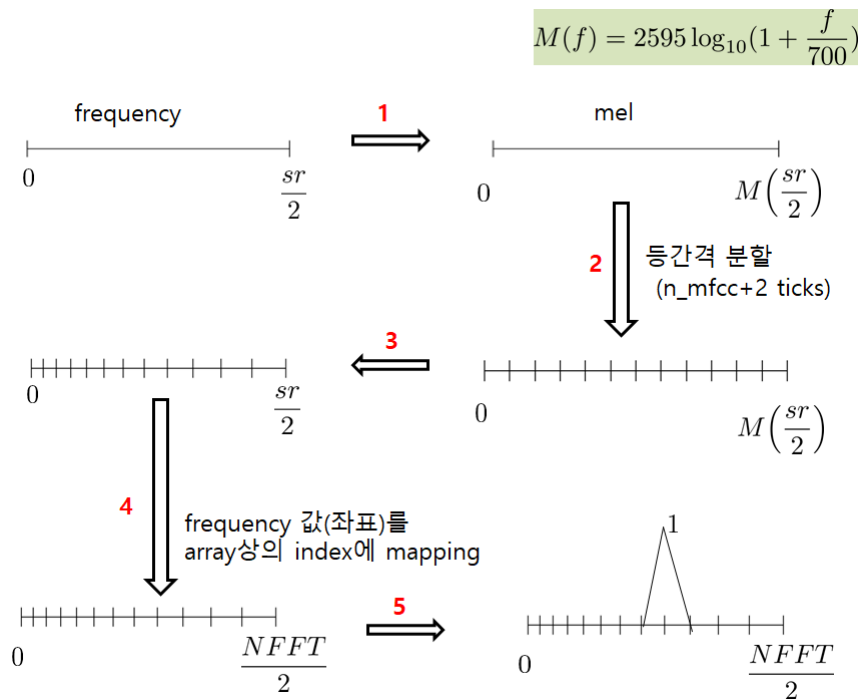


그림 8: mel filter bank(mel basis matrix) 생성 과정: 4번째 과정에서 선택된 주파수는 끝점 포함해서 (n_mfcc+2) 개이고, array index 는 0부터 $NFFT/2$ 까지 있다. 따라서 0, 1, 2, ..., $NFFT/2$ 중에서 (n_mfcc+2) 개 만큼의 index만 선택된다. index중에서 선택된 곳에서는 0 또는 1의 값을 가지게 하고, 그 외의 index들에 대한 값은 (Λ) 모양의 직선상에 있게 값을 잡아 줄 수 있다. 그리고, 처음에 최대 주파수를 지정해 주어야 되는데, default로 sampling-rate의 절반을 사용한다. 주파수는 상대적인 것이기 때문에 critical한 것은 아니다.

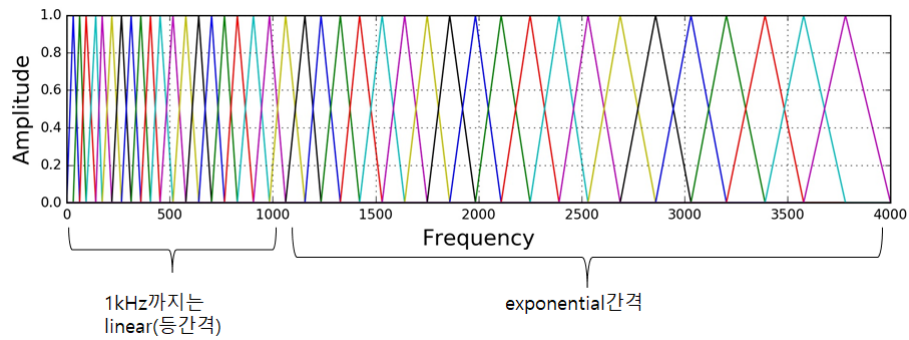


그림 9: mel filter bank

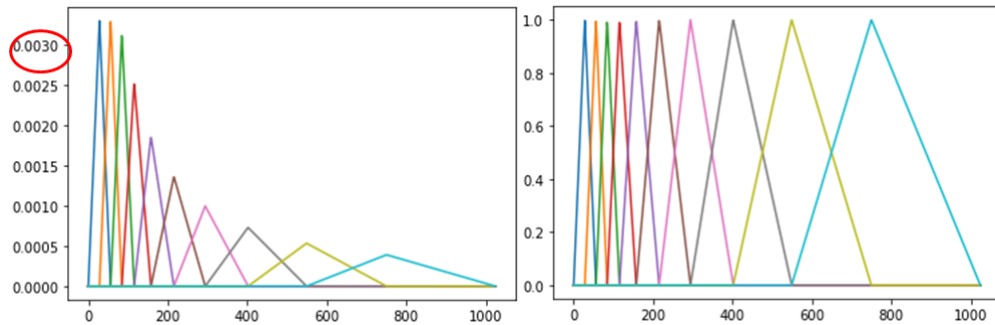


그림 10: librosa.filters.mel: 왼쪽 norm=1(default)로 하면, band의 폭(삼각형의 밑면 길이)으로 값을 나누어준다. 이 경우는 filter weight의 합이 동일하다. 즉 각 column합이 일정하다.

오른쪽: norm=None. normalization이 되지 않았기 때문에, mel spectrogram을 구하면 값이 크다.

♠ MFCC

- MFCC(Mel Frequency Cepstral Coefficients)는 Spectrum of Spectrum이라 할 수 있다. Frequency data에 다시 Discrete Cosine Transform(또는 Inverse DFT)을 적용하기 때문이다.
- Therefore, we can apply Discrete Cosine Transform (DCT) to decorrelate the filter bank coefficients and yield a compressed representation of the filter banks³.
- MFCC는 log mel-spectrogram을 Discrete Cosine Transform하면 된다. Typically, for Automatic Speech Recognition (ASR), the resulting cepstral coefficients 2-13 are retained and the rest are discarded; num_ceps = 12. The reasons for discarding the other coefficients is that they represent fast changes in the filter bank coefficients and these fine details don't contribute to Automatic Speech Recognition (ASR).
- log mel-spectrogram의 feature dimension이 n 이면, DCT를 적용해도 n 차원이 된다. 이 중에서 앞부분을 필요한 만큼 선택하면 된다. 첫번째 feature는 값(data의 합)이 너무 작아(음수), 다른 feature에 악영향을 주기 때문에 제거하는 경우도 있다.
- 딥러닝이 활성화되기 이전의 머신러닝에서는 Feature의 선택이 중요했기 때문에, mel filter bank에 기인하여 나타나는 Feature 간의 상관관계를 줄이기 위해서 MFCC가 활용되었다. GMM 같은 모델에서는 이런 상관관계가 제거된 Feature가 유용하게 활용된다.
- 딥러닝이 출현한 이후에는 Feature 간의 비선형 관계를 제거해 버리는 MFCC의 중요성이 낮아졌다.

³<https://haythamfayek.com/2016/04/21/speech-processing-for-machine-learning.html>

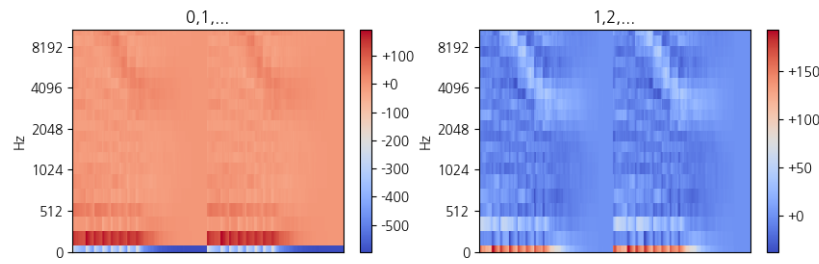


그림 11: MFCC의 첫번째 featurue는 입력 data의 합이다(Fourier/Cosine Transform의 첫번째 값은 data의 합). 첫번째 feature 제거 전/후 비교. 왼쪽은 제일 아래쪽 라인의 값이 너무 작아서 다른 값들이 의미를 가지지 못하게 된다.

♠ Preemphasis

- Pre-emphasis is a very simple signal processing method which increases the amplitude of high frequency bands and decrease the amplitudes of lower bands. In simple form it can be implemented as

$$y_t := x_t - \alpha x_{t-1}$$

- 고주파의 노이즈 제거에서 더욱 중요했는데, 요즘 speech recognition에서는 불필요하다는 견해도 있다⁴.
- STFT를 적용하기 전 waveform에 적용하면 된다.

```
from scipy import signal
N = 5; k = 0.97
wav = np.random.rand(N)

result1 = signal.lfilter([1, -k], [1], wav)
result2 = wav - np.array([0,]+list(k*wav[:-1]))

print(np.allclose(result1,result2))
```

♠ Windowing Function

- Hann window: 각 프레임의 처음과 끝에서의 불연속을 최소화하기 위해, Hann window function을 곱해서 STFT를 구한다.

$$w(n) = 0.5 \left(1 - \cos \left(\frac{2\pi n}{M-1} \right) \right), \quad 0 \leq n \leq M-1$$

- time domain에서 곱해지는 Hann window function은 frequency domain에서의 convolution이 된다. 따라서 frequency를 filtering하는 효과가 있다.
- Hamm window:

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos \left(\frac{2\pi n}{M-1} \right), \quad 0 \leq n \leq M-1$$

⁴<https://www.quora.com/Why-is-pre-emphasis-i-e-passing-the-speech-signal-through-a-first-order-high-pass-filter-required-i>

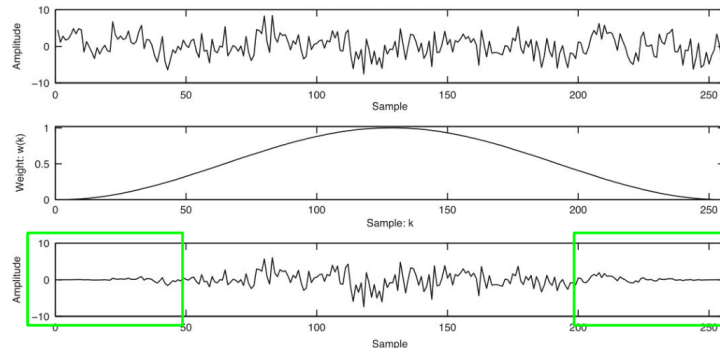
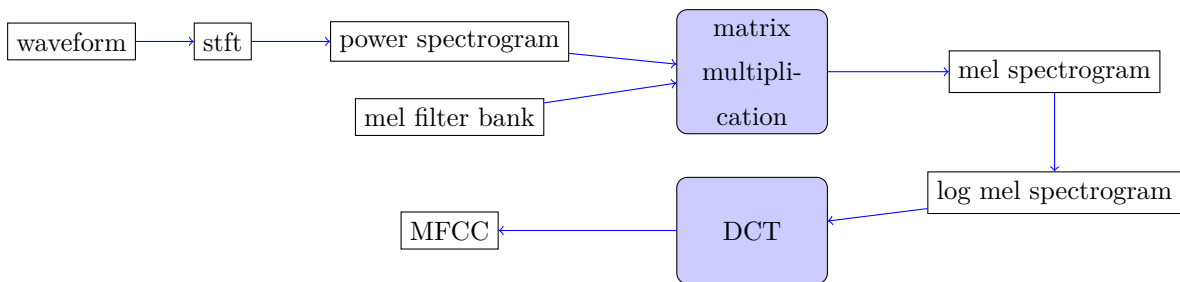


그림 12: Hann Window

♠ librosa API



- `librosa.load`: wav 파일 load. $-1 \sim 1$ 사이 값.
- `librosa.display.waveplot`: `sample_rate`을 넣어줌으로써, x축이 시간축으로 잘 보여진다.
- `librosa.display.specshow`: 세로축 (axis=0, 아래에서 위), 가로축 (axis=1, 왼쪽에서 오른쪽).
 - x축: `sample_rate`, `hop_length`을 넣어줌으로써, x축이 시간축으로 잘 보여진다.
(입력길이 * `hop_length` / `sample_rate`) = duration(time). `x_axis='time'`이 설정되어야 눈금이 표시된다.
 - y축: `y_axis='log'`로 설정하면, log scale로 보여진다. y축 값은 0 ~ 8000 정도의 값이 입력되는 data에 상관없이 표시된다. `y_coords`를 넣어주면 y축 눈금이 맞게 표시된다. 어쨌든 상대적인 위치를 본다고 하면, `y_coords`를 넣지 않아도 된다.
- `librosa.power_to_db`: Convert a power spectrogram (amplitude squared) to decibel (dB) units. 즉 제공한 것을 넣어야 한다.
- `librosa.amplitude_to_db`: Convert an amplitude spectrogram to dB-scaled spectrogram. This is equivalent to `power_to_db(S**2)`, but is provided for convenience. 제공하지 않은 것을 넣으면, 내부에서 제공해준다.
- `librosa.core.magphase`: Separate a complex-valued spectrogram D into its magnitude (S) and phase (P) components, so that $D = S * P$.
- amplitude vs magnitude: amplitude는 부호를 가진 vector 이고, magnitude는 scalar 값이다.
- `librosa.feature.melspectrogram`: waveform을 입력하면, magnitude spectrogram을 `power(default=2)` 해서

⁵<https://www.dropbox.com/s/3nmwun0s1dd25tw/scale.wav?dl=0>

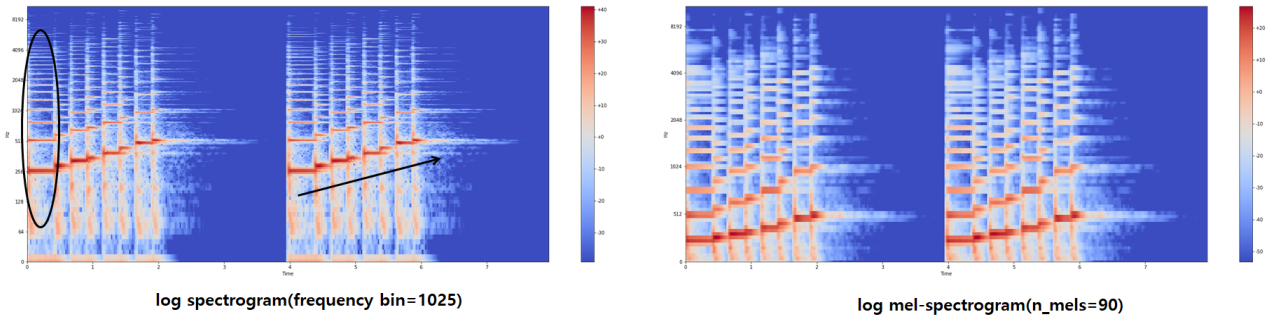


그림 13: log spectrogram vs log mel-spectrogram: ‘도레미파솔라시도’가 두번 나오는 sound⁵에 대한 spectrogram. 배음 구조 (fundamental frequency의 정수배)와 주파수가 올라가는 구조가 잘 보인다. 오른쪽의 mel spectrogram은 차원을 줄이면서도 spectrogram의 특징을 잘 반영하고 있다. MFCC는 더 압축되는 방식이라, 이런 특징이 시각적으로 잘 보이지 않는다.

mel filter bank를 곱한다.

```
# melspectrogram를 한번에 구하는 것과, mel filter bank를 거쳐서 구한 것의 결과가 동일하다.
scale, sr = librosa.load(wav_file) # sr=22050, (174943,)
mel_spectrogram = librosa.feature.melspectrogram(scale, sr=sr, n_fft=2048, hop_length=512,
n_mels=10) # (10,342)

S_scale = librosa.stft(scale, n_fft=2048, hop_length=512) # (1025, 342)
filter_banks = librosa.filters.mel(n_fft=2048, sr=22050, n_mels=10) # mel matrix
mag_spectrogram = librosa.magphase(S_scale, power=2)[0] # (magnitude, phase)[0]
mel_spectrogram2 = np.matmul(filter_banks, mag_spectrogram) # (10, 342)

print(np.allclose(mel_spectrogram, mel_spectrogram2)) # True
```

- `librosa.feature.mfcc(y, n_mfcc=40)`: waveform을 mel-spectrogram으로 변환 후, mfcc를 만든다. 내부적으로는 `librosa.filters.mel`, `librosa.feature.melspectrogram`의 default parameter들이 사용된다.

```
# mfcc를 한번에 구하는 것과, melspectrogram을 거쳐서 구한 것의 결과가 동일하다.
n_mfcc = 20

mfcc = librosa.feature.mfcc(scale, n_mfcc=n_mfcc) # hop_length=512, n_fft=2048,
n_mels(default=128) 크기로 생성후, 앞쪽
return
mfcc_ = librosa.feature.mfcc(scale, n_mfcc=80, hop_length=512, n_fft=2048) # n_mels(default=128) 크
기로 생성후, 앞쪽 80개 return

mel_spectrogram = librosa.feature.melspectrogram(scale, sr=sr) # default: n_fft=2048,
hop_length=512, n_mels=128
log_mel_spectrogram = librosa.power_to_db(mel_spectrogram)
print('shape of log_mel_spectrogram: ', log_mel_spectrogram.shape)
mfcc2 = librosa.feature.mfcc(S=log_mel_spectrogram, n_mfcc=n_mfcc) # output shape, min(n_mels,
n_mfcc)

print(mfcc.shape, mfcc2.shape)
print("2가지 mfcc 결과 비교: ", np.allclose(mfcc, mfcc2)) # True
```

```
mfcc3 = dct(log_mel_spectrogram, type=2, axis=0, norm='ortho')[1:n_mfcc, :]  
print(mfcc3.shape)  
print("직접 구한 결과와 비교: ", np.allclose(mfcc[1:],mfcc3)) # True
```
