

N3-VC: you can speak like a native

1171 양주원, 김여원 1271 김경환, 전종욱





Contents

01. Introduction

- why Speech-To-Speech?
- Our Goal

02. Background

- Speech-to-Speech

03. Dataset

- VTCK Corpus

04. Modeling

- Autovc
- SpeechSplit

05. Results

- 우리의 멋진 결과
- zz l 존 결과

06. Conclusion

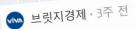
- Limitation
- Future works



01. Introduction

Why Speech-to-Speech?

- 음성 인식 기술에서 non-native 화자인 음성을 정확히 잡아낼 수 있을까?
- STT 기술은 많이 상용화되어있으나. 우리는 그에 앞서 발음을 교정해주는 STS가 필요하다고 판단함.



신한은행, **음성인식 기술** 기반 '모두를 위한 은행' 서비스 시행 신한은행, 음성인식 기술 기반 '모두를 위한 은행' 서비스 시행 신한은행이 시중은행 최초로 AI **기술**기반 **음성인식 기술**(Speech To Text,STT)을 활용 한 상담 시각화 서비스 '모두를 위한 은행(Banking for Everyone)'을 시행...



기록관리 AI '다글로', 압도적 STT 성능으로 '위스퍼(Whisper)'와 격차







01. Introduction

Our Goal:

non-native 화자의 목소리는 유지하면서 발음만 native로 바꾸어주는 Speech-to-Speech 모델





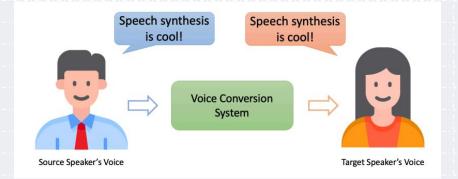




02. Background

Speech-to-Speech

- Voice Conversion : source speaker의 음성 데이터를 target speaker의 목소리로 변환하여 출력
- 음성의 큰 두 가지 요소
 - -Style (speaker^o voice identity)
 - -Content (speaker의 voice identity를 제외한 나머지)
 - -Content는 보존하고 style만 변환







02. Background

Speech-to-Speech

- Voice Conversion은 voice identity(style)에 집중하는 방식
- 대부분의 모델은 style 전체를 변환
- 우리의 목적인 발음. 억양 등 특정 style feature만 변환하고 나머지를 보존하는 speech-to-speech 모델은 없다!

AutoVC StarGAN-VC SpeechSplit





02. Background

Speech-to-Speech

- Voice Conversion은 voice identity(style)에 집중하는 방식
- 대부분의 모델은 style 전체를 변환
- 우리의 목적인 발음. 억양 등 특정 style feature만 변환하고 나머지를 보존하는 speech-to-speech 모델은 없다!

AutoVC

StarGAN-VC







03. Dataset

VTCK Corpus

- 110명의 다양한 악센트를 가진 사람이 각 400개의 문장을 읽은 44시간 분량의 음성 데이터셋
- 44.200개의 audio clips
- 48,000Hz sampling rate

ID	AGE	GENDE			
225	23	F	English	Southern	England
226	22	M	English	Surrey	
227	38	M	English	Cumbria	
228	22	F	English	Southern	England
229	23	F	English	Southern	England
230	22	F	English	Stockton-	on-tees
231	23	F	English	Southern	England
232	23	M	English	Southern	England
233	23	F	English	Staffords	hire
234	22	F	Scottish	West Dumf	ries
236	23	F	English	Mancheste	r
237	22	M	Scottish	Fife	
238	22	F	NorthernIr	ish Belfa	st
239	22	F	English	SW Engla	n <mark>d</mark>
240	21	F	English	Southern	England
241	21	M	Scottish	Perth	
243	22	M	English	London	
244	22	F	English	Mancheste	r
245	25	M	Irish Dub	lin	
246	22	M	Scottish	Selkirk	
247	22	M	Scottish	Argyll	
248	23	F	Indian		





03. Dataset

VTCK Corpus

-Standard of native we set: England

-source speech : non-native regions

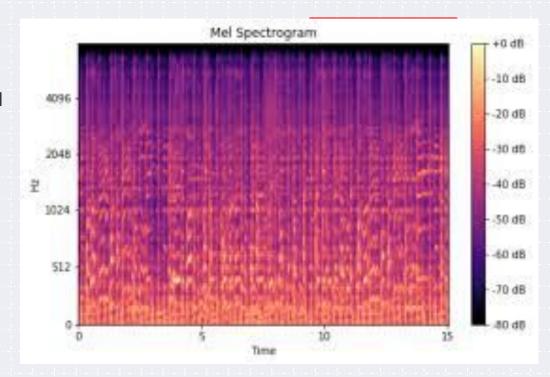
-target speech : native regions

ID	AGE	GEND	ER ACCENT	S REGION	
225	23	F	English	Southern Engl	and
226	22	M	English	Surrey	
227	38	M	English	Cumbria	
228	22	F	English	Southern Engl	and
229	23	F	English	Southern Engl	and
230	22	F	English	Stockton-on-te	es
231	23	F	English	Southern Engl	and .
232	23	M	English	Southern Engl	and
233	23	F	English	Staffordshire	
234	22	F	Scottish	West Dumfries	
236	23	F	English	Manchester	
237	22	M	Scottish	Fife	
238	22	F	NorthernI	rish Belfast	
239	22	F	English	SW England	
240	21	F	English	Southern Engl	and
241	21	M	Scottish	Perth	
243	22	M	English	London	
244	22	F	English	Manchester	
245	25	M	Irish Dul	olin	
246	22	M	Scottish	Selkirk	
247	22	M	Scottish	Argyll	
248	23	F	Indian		



Speech data

- -거의 이미지 처리와 동일
- audio(wav)->mel spectrogram->CNN
- 시계열 데이터이기 때문에 RNN도 사용. 하지만 거의 이미지 처리와 동일

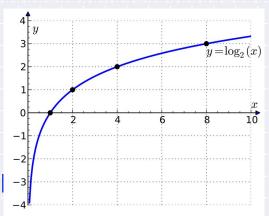


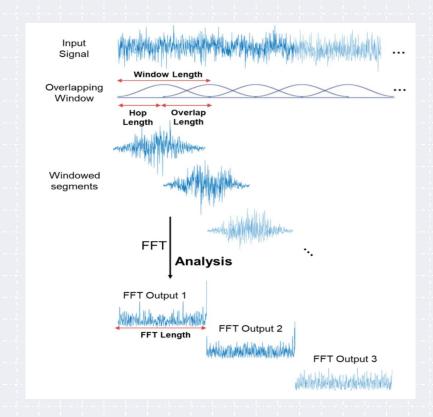
-1--1"

04. Modeling

Speech data

- -mel spectrogram의 x축은 시간. y축은 주파수
- -퓨리에 변환 후 주파수에 log scaling을 하여 고주파수대역은 차이가 덜하게, 저주파수는 상대적으로 크게 만듦
- 이유는 고주파수는 사람들이 잘 구분 x

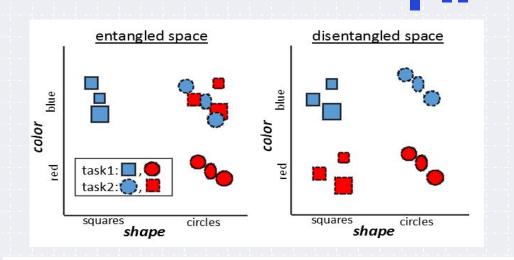


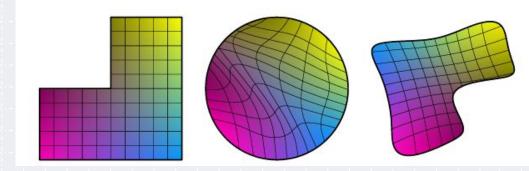


Key point is disentanglement

- Why disentanglement?
- -원하는 건 X를 변화시켜도 Y에는 영향이 없도록
- -disentangelment를 independent(orthogonal)와 비슷하다고 보면 된다

e.g. shape를 변화시켜도 color는 변하지 않음



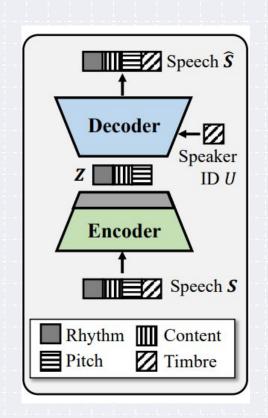






Disentanglement

- 화자의 style은 여러 latent 변수들로 구성되어 있을 것
- -만약 accent에 해당하는 변수를 disentangle하게 추출할 수 있으면?
- 다른 정보는 보존하면서 accent만 바꿀 수 있지 않을까?
- 문제는 accent라는 것이 너무 추상적
- 선행 연구는?

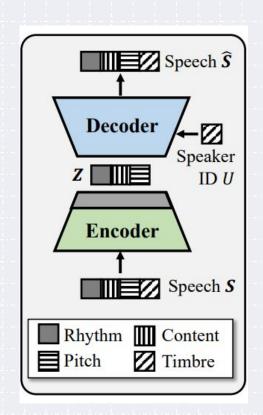






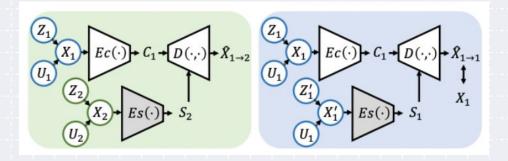
AutoVC

- autoencoder의 bottleneck 구조 기반으로 Speaker ID를 분리하여 voice를 disentangle하게 학습 cotent와 voice(style)를 분리함으로써 voice conversion 집행.
- 최초로 Zero-shot Voice Conversion 수행
- Non-parallel (서로 다른 content로도 학습 가능)





AutoVC



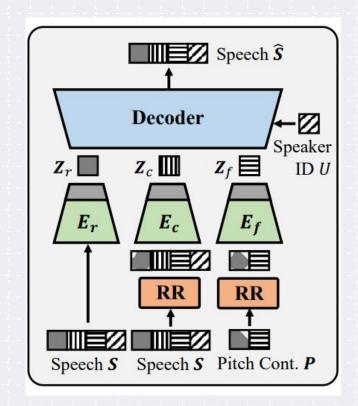
- source speaker의 content를 인코딩하는 Encoder, Ec
- target speaker의 identity를 인코딩하는 Encoder, Es (pre-trained)
- 각 content와 identity로 새로운 음성을 생성하는 Decoder

.p.,[**

04. Modeling

SpeechSplit

- Content, timbre, pitch, rhythm으로 분리 가능한 생성 모델
- AutoVC보다 더 좋은 성능을 보인다고 알려집
- Content Encoder, Timbre Encoder. 그리고 style Encoder로 구성



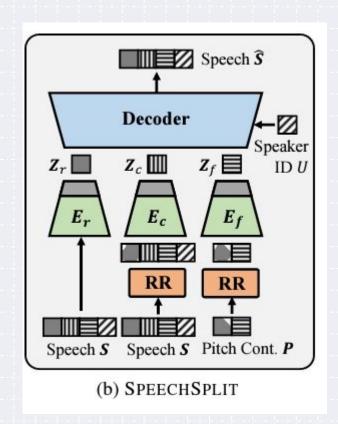


sp.P*

04. Modeling

SpeechSplit

- 오디오 구성요소를 크게 네가지로 봄
- timbre(speaker 고유특성), pitch, rhythm, content
- 이 네가지 요소가 서로 disentangle한다고 가정
- 각 요소를 추출하는 encoder를 학습하여 따로 추출



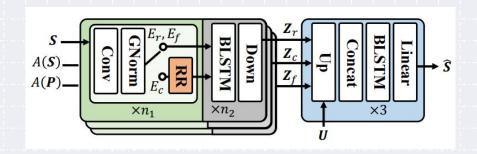


-10-100

04. Modeling

Why SpeechSplit?

- style Encoder로 발음과 관련된 요소인 pitch와 rhythm의 특징을 뽑아낼 수 있을 것이라 판단!



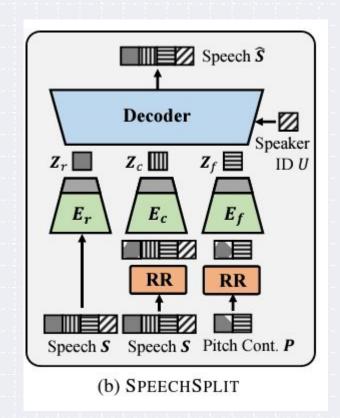


-11-11

04. Modeling

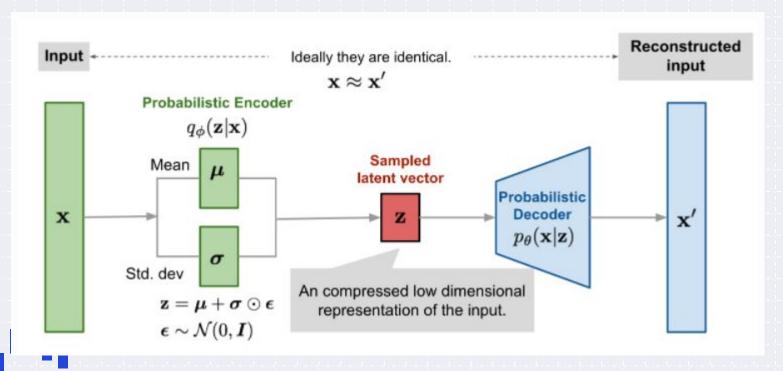
SpeechSplit

- timbre가 speaker identity 정보를 가지므로. 이 변수는 그대로 두고 나머지를 수정하면 어떨까?
- accent는 개개인 특성보다 그룹의 특성(e.g. 한국인, 인도인, 일본인)이라고 보고 pitch.rhythm이 accent 정보를 가지고 있다고 가정





VAE



-11-11

04. Modeling

SpeechSplit

-Wavefile(mel -> pickle file로 변환

- wave->f0, spect vector로 분리
- vector들을 pickle파일로 저장
- wave->f0, spect vector로 분리

```
# compute spectrogram
D = pySTFT(wav).T
D mel = np.dot(D, mel basis)
D db = 20 * np.log10(np.maximum(min level, D mel)) - 16
S = (D db + 100) / 100
# extract f0
f0 rapt = sptk.rapt(wav.astype(np.float32)*32768, fs, 256, min=lo, max=hi, otype=2)
index nonzero = (f0 rapt != -1e10)
mean f0, std f0 = np.mean(f0 rapt[index nonzero]), np.std(f0 rapt[index nonzero])
f0 norm = speaker normalization(f0 rapt, index nonzero, mean f0, std f0)
assert len(S) == len(f0 rapt)
np.save(os.path.join(targetDir, subdir, fileName[:-4]),
        S.astype(np.float32), allow pickle=False)
np.save(os.path.join(targetDir f0, subdir, fileName[:-4]),
        f0 norm.astype(np.float32), allow pickle=False)
```

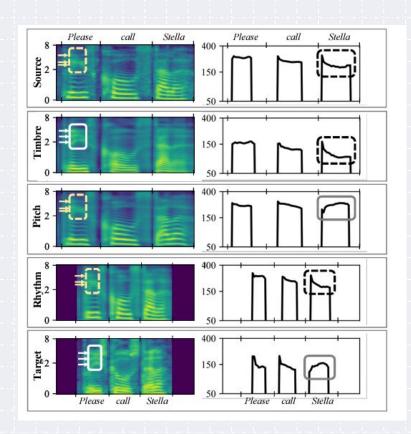


-1-.1"

04. Modeling

SpeechSplit

- we can get embedding vectors and 4 different vectors from melspectogram and f0(pitch) Tensors
- changed the model.py file to only return rhythm and pitch tensors
- combine all the tensors

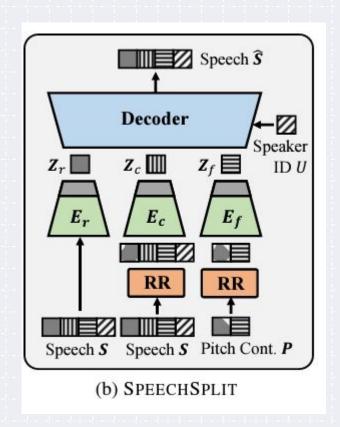




specific .

04. Modeling

SpeechSplit





05. Results

before After











06. Conclusion

Limitation

-10초짜리 음성이 출력되는데 7분 가량이 소요(SpeechSplit 자체가 무거운 모델..)

-VTCK 데이터셋 speaker의 region이다소 제한적임(native 수도 많지 않음)-생성모델 시 conditional을 추가적으로 줘서 좀 더 realistic한 feature를학습하다록 유도해야 된다고 생각-각 feature 간의 독립성을가정하였으나,독립적이지 않았던 것으로 보임

Future works

-구조를 더 효율적으로 develop -더 다양한 region에 속한 speaker의 발화 데이터 확보





References

- Qian, K., Zhang, Y., Chang, S., Yang, D., & Hasegawa-Johnson, M. (2020). "Unsupervised Speech Decomposition via Triple Information Bottleneck." https://arxiv.org/abs/2004.11284
- Chen, M. (n.d.). "Voice Conversion Guest Lecture." Retrieved from
 https://hajim.rochester.edu/ece/sites/zduan/teaching/ece477/lectures/GuestLecture_VoiceConversion_MelissaChen.pdf
 n.pdf
- Qian, K., Zhang, Y., Chang, S., Yang, D., & Hasegawa-Johnson, M. (2020). "SpeechSplit: Learning Speaker-independent Speech Representations via Disentangled Speech and Style Factors." Retrieved from https://auspicious3000.github.io/SpeechSplit-Demo/
- Qian, K., Zhang, Y., Chang, S., Yang, D., & Hasegawa-Johnson, M. (n.d.). "SpeechSplit GitHub repository."
 Retrieved from https://github.com/auspicious3000/SpeechSplit/tree/master

•

•

Thank You!

2024-2 Yonsei Data Science Lab Modeling Project