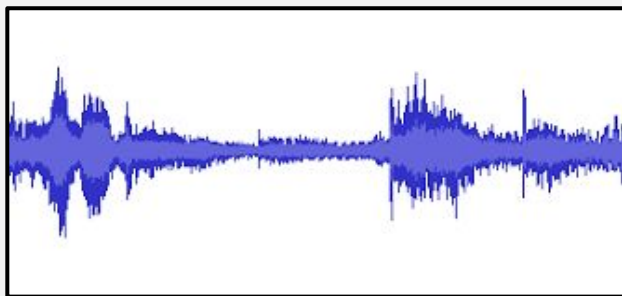


I&I - DeepLearning & Signal

**Sujet : Wave-U-Net pour la séparation
voix/bruit**



Théo Di Piazza (theo.dipiazza@gmail.com)

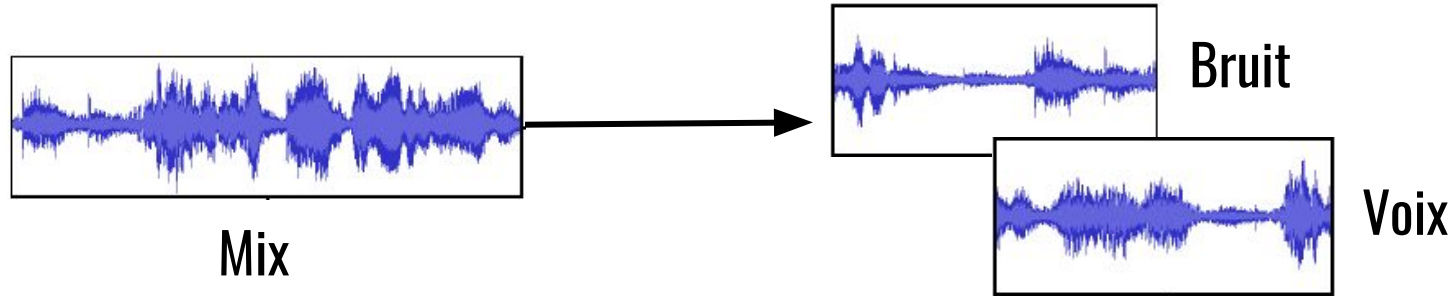
Janvier 2023

Plan

1. Introduction, contexte
2. Jeu de données
3. Théorie : Wave-U-Net
4. Entraînement : Wave-U-Net
5. Résultats Qualitatifs
6. Conclusion

1. Introduction, contexte

Comment extraire la voix d'un signal composé d'un voix et d'un bruit ?



Exemples d'utilisation d'amélioration de la voix :

- Pour la reconnaissance vocale
- Pour la reconnaissance de la parole
- Pour la qualité des vocaux

2. Jeu de données

Données d'entrée : un **mix** du **bruit** et de la voix **voix**.



bruit

+



voix

=



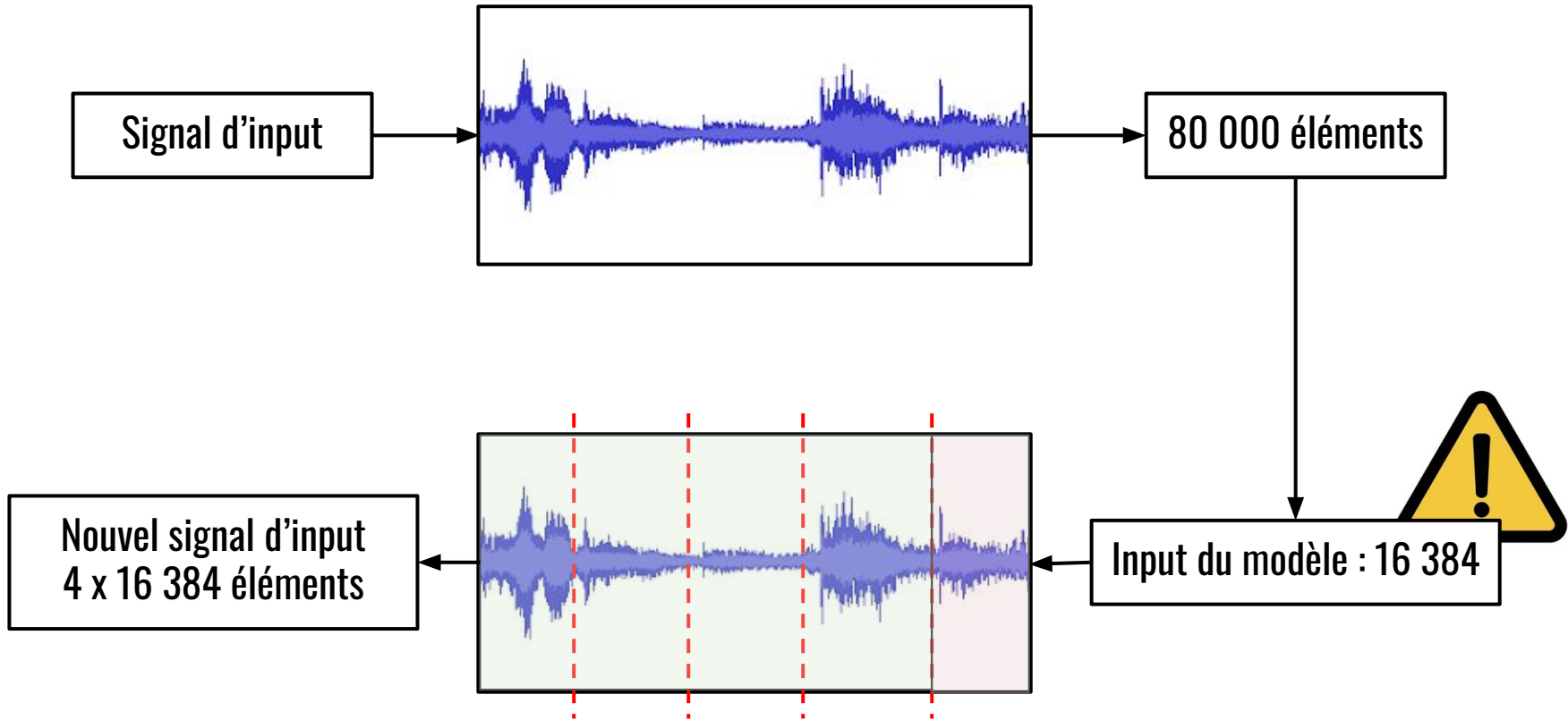
mix

$$\text{Signal Normalisé} = \frac{\text{Signal}}{\|\text{Signal}\|}$$

$$\alpha \text{ bruit} + \text{voix} = \text{mix}$$

α : Coefficient compris entre 0.6 et 0.9

2. Jeu de données



2. Jeu de données

Train set <i>Class TrainDataset</i> 8224 éléments	Test set <i>Class TestDataset</i> 1248 éléments
--	--

Pour chaque échantillon du jeu de données :

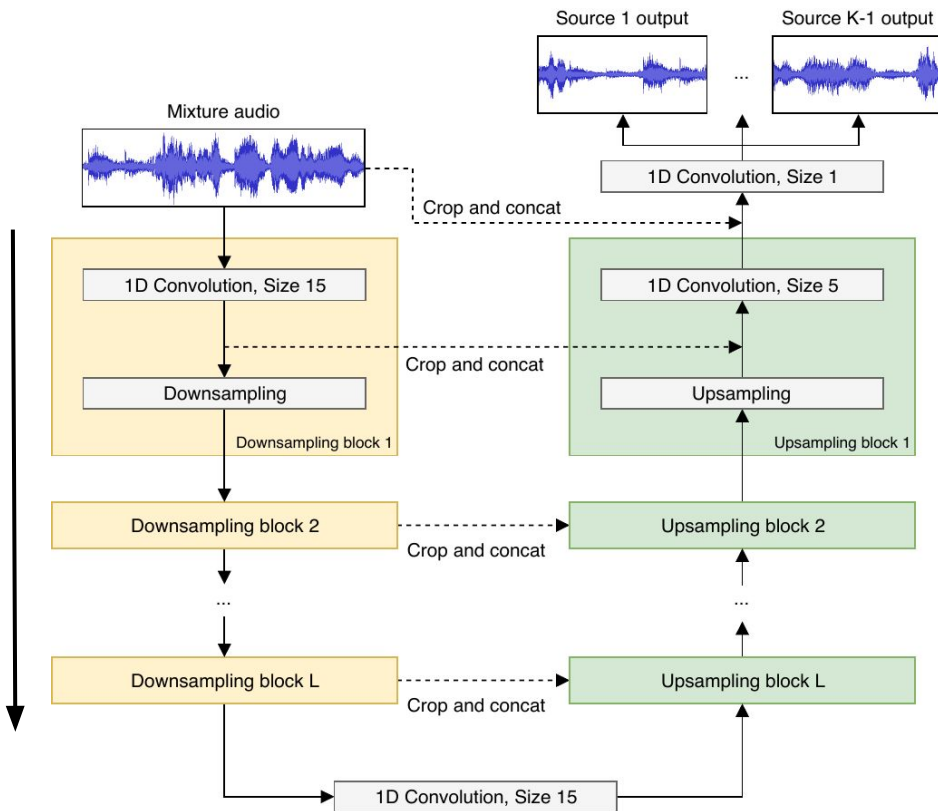
INPUT : Mix
Signal : 16 384 impulsions
~ 3 secondes

OUTPUT : Voix
Signal : 16 384 impulsions
~ 3 secondes

3. Résolution : Wave-U-Net

Downsampling
Réduction de dimension
Extraction de caractéristiques

```
# Block for DownSampling
for layer in range(self.nb_layers):
    # Encoder layer - DownSampling
    output = self.encoder[layer](output)
    tmp.append(output)
    # Reshape tensor
    output = output[:, :, ::2]
```



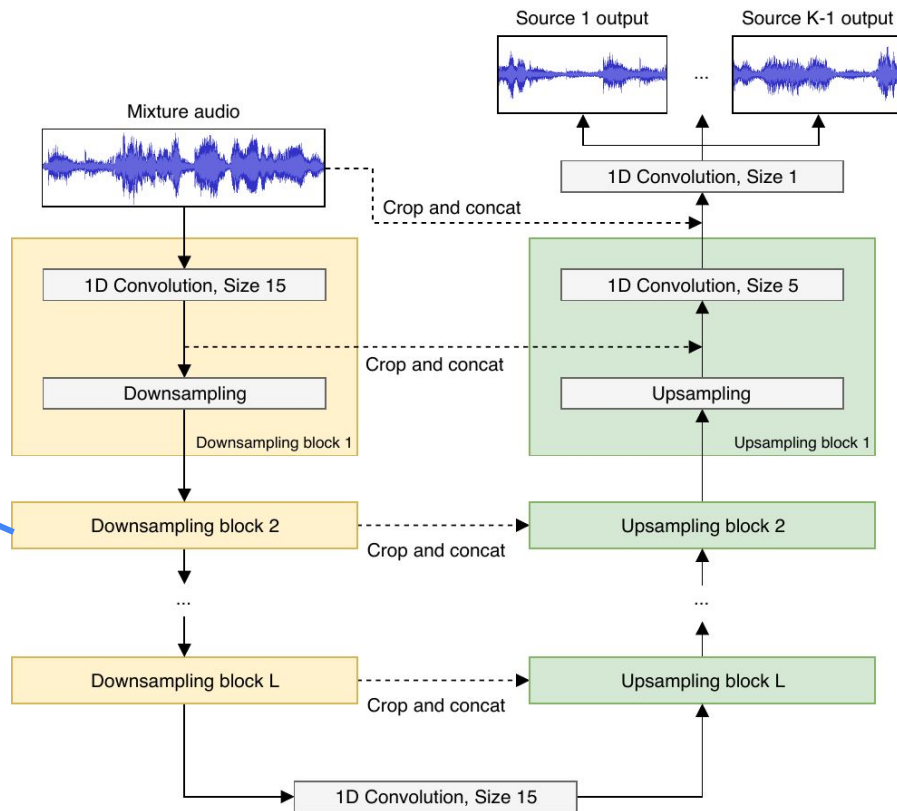
Upsampling
Augmentation de dimension
Reconstruction du signal

```
# Block for UpSampling
for layer in range(self.nb_layers):
    output = F.interpolate(output, scale
    # Skip Connection - Decoder layer
    output = torch.cat([output, tmp[self
    output = self.decoder[layer](output)
```

3. Résolution : Wave-U-Net

Block de Downsampling

```
def forward(self, input):  
    ...  
    Forward propagation of the DownSamplingLayer.  
    Input:  
        input: input of the layer.  
    Return:  
        output: output of the layer.  
    ...  
    # Convolution layer  
    output = self.conv(input)  
    # BatchNorm after conv. layer  
    output = self.batchnorm(output)  
    # Activation function: LeakyReLU  
    output = self.relu(output)  
    return output
```



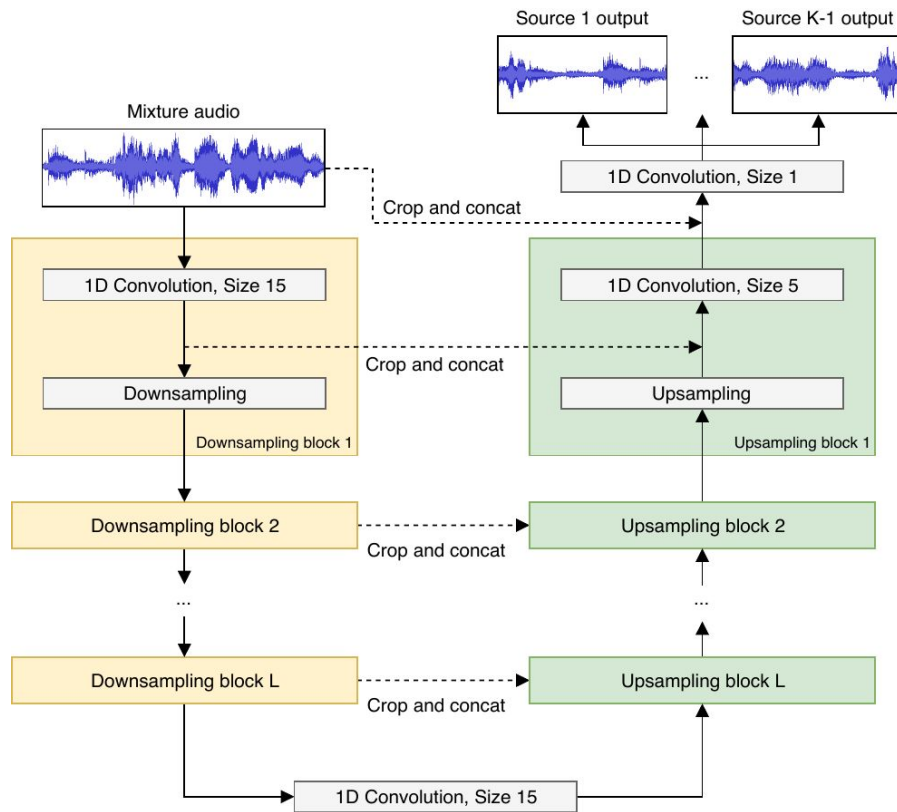
3. Résolution : Wave-U-Net

Interval Channels

Filtre appliqué à des intervalles de temps fixes

Exemple

- Pour un signal défini par :
[0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]
- Convolution classique :
[(0 + 1 + 2), (1 + 2 + 3), ..., (7 + 8 + 9)]
- Convolution par interval channels :
[(0 + 3 + 6), (1 + 4 + 7), ..., (3 + 6 + 9)]



4. Entraînement : Wave-U-Net

5 architectures seront testées

	Layers	Interval Channels
Modèle 1	6	24
Modèle 2	10	24
Modèle 3	12	24
Modèle 4	6	12
Modèle 5	6	18

Détails

100 epochs

Adam Optimizer

lr pour 1-50 epochs: 0.0001

lr pour 51-100 epochs : 0.00001

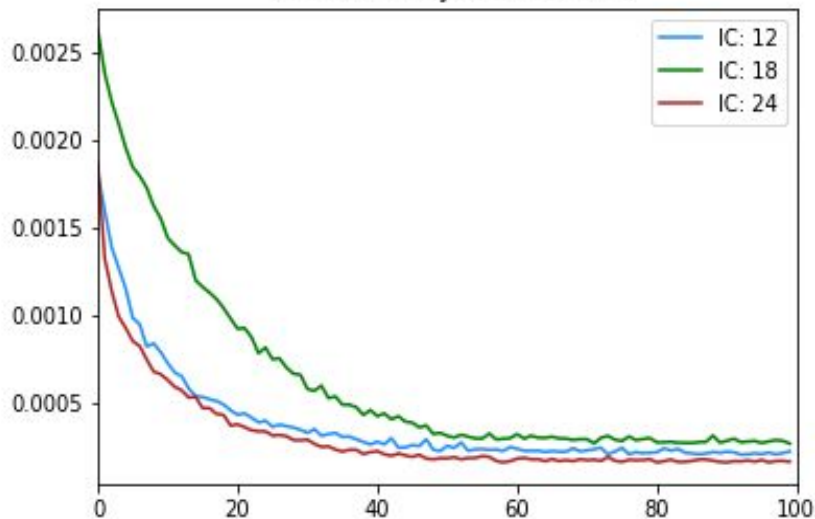
betas = (0.9, 0.999)

Loss : L1-Norm

4. Entraînement : Wave-U-Net

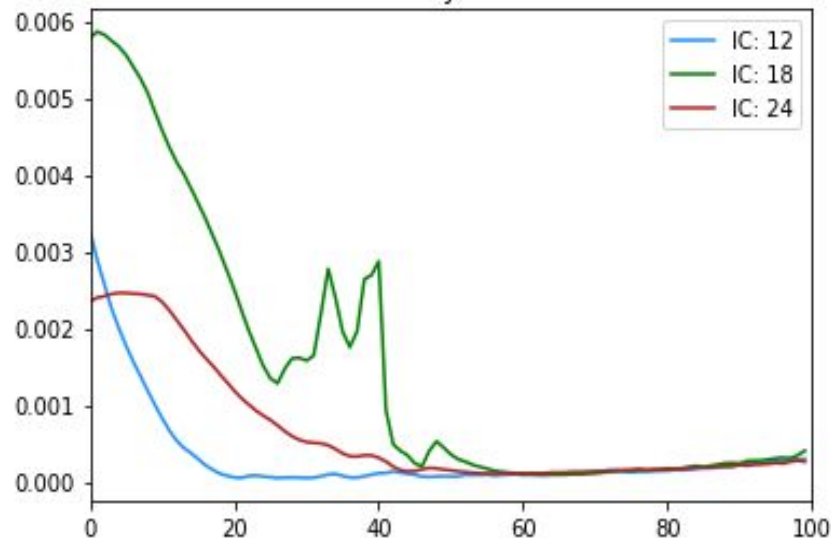
Comparaison # Interval channels - Loss VS Epochs

Train Loss VS epochs for different interval channels values.
Number of layers fixed to 6.



TRAIN

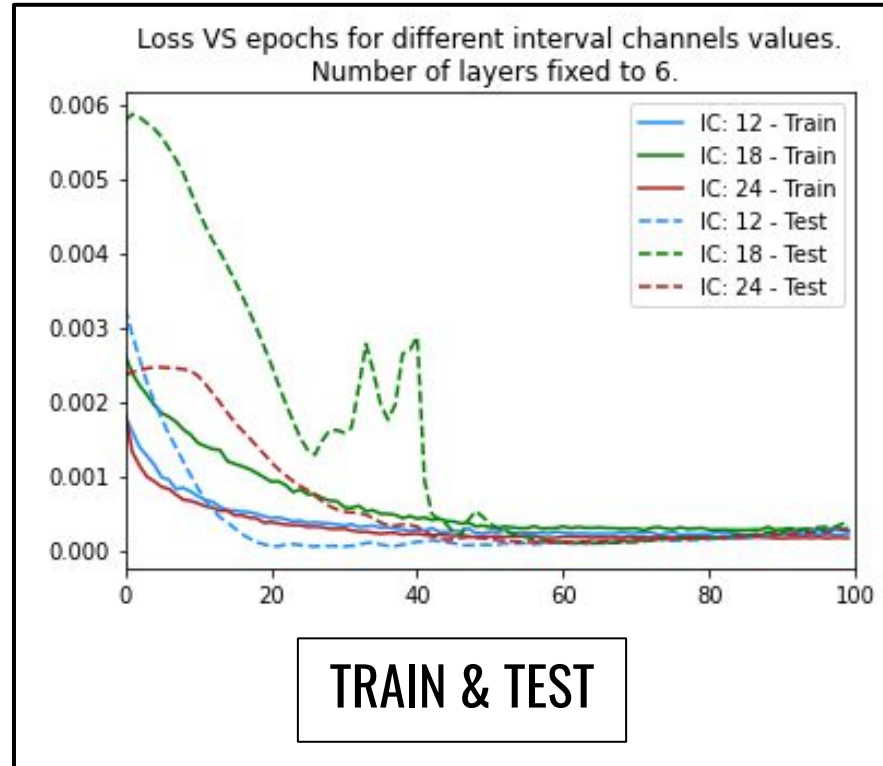
Test Loss VS epochs for different interval channels values.
Number of layers fixed to 6.



TEST

4. Entraînement : Wave-U-Net

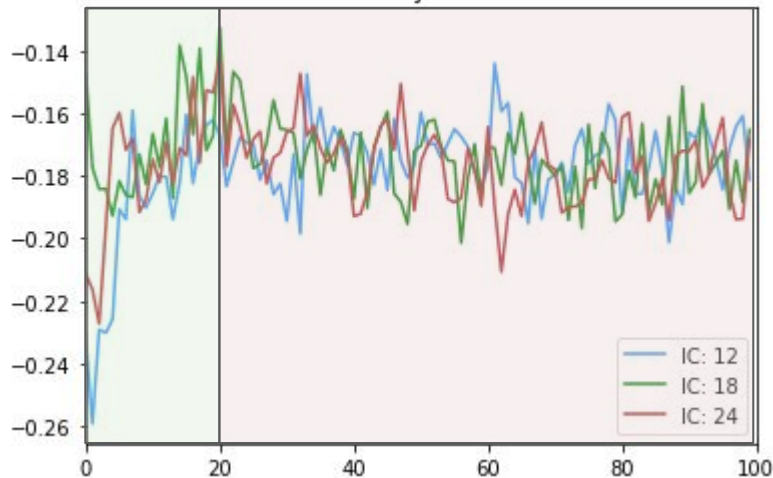
Comparaison # Interval channels - Loss VS Epochs



4. Entraînement : Wave-U-Net

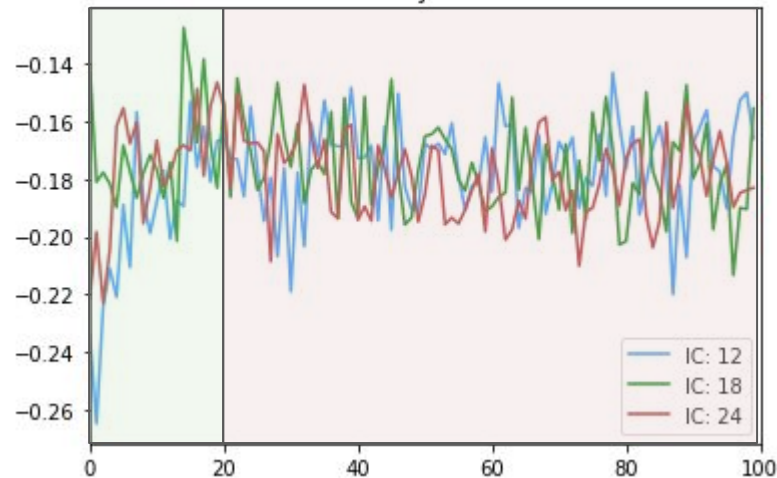
Comparaison \neq Interval channels - STOI VS Epochs

Train STOI VS epochs for different interval channels values.
Number of layers fixed to 6.



TRAIN

Test STOI VS epochs for different interval channels values.
Number of layers fixed to 6.

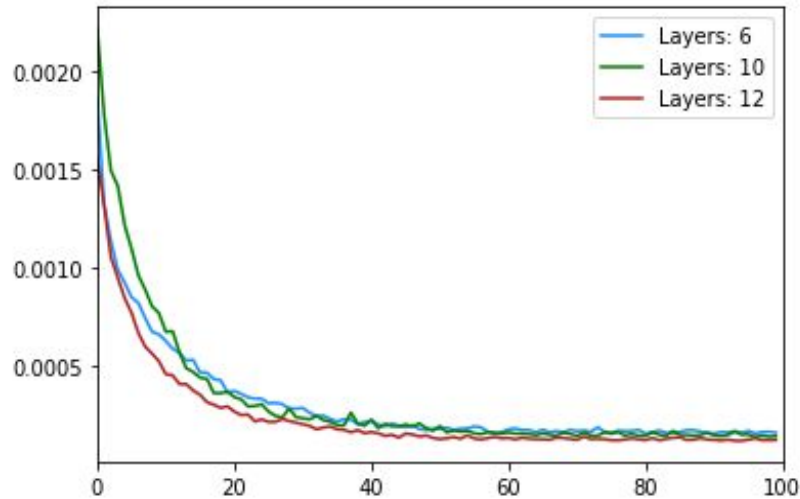


TEST

4. Entraînement : Wave-U-Net

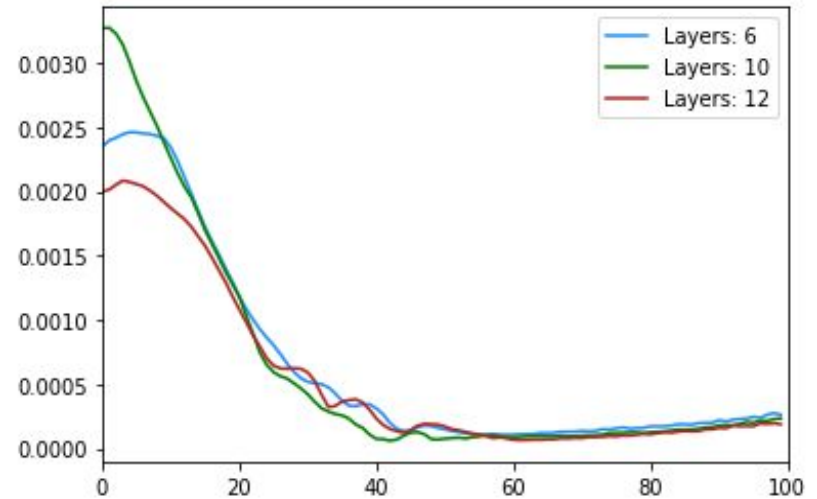
Comparaison # Layers - Loss VS Epochs

Train Loss VS epochs for different layers values.
Interval channels fixed to 24.



TRAIN

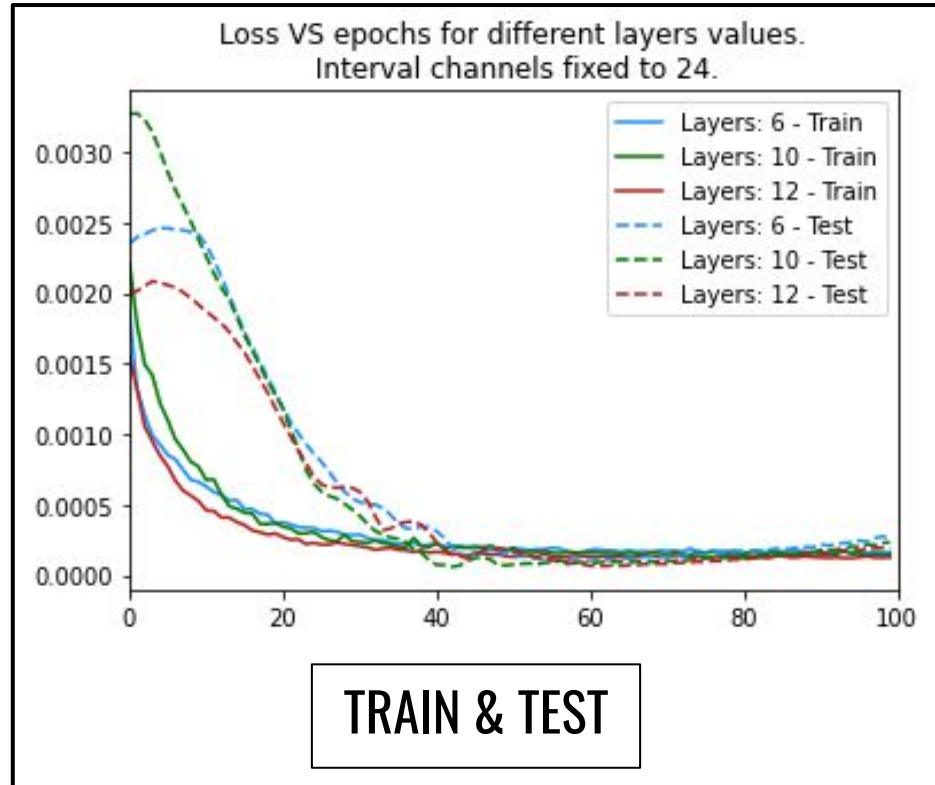
Test Loss VS epochs for different layers values.
Interval channels fixed to 24.



TEST

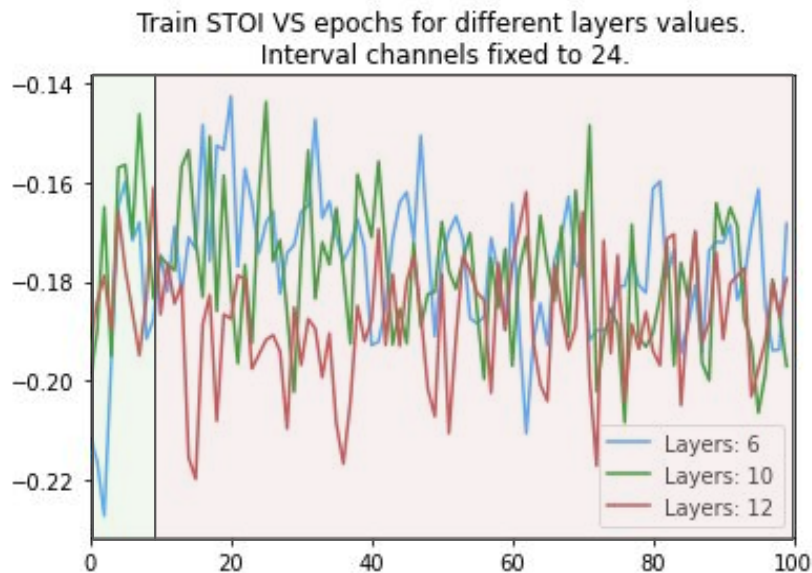
4. Entraînement : Wave-U-Net

Comparaison # Layers - Loss VS Epochs

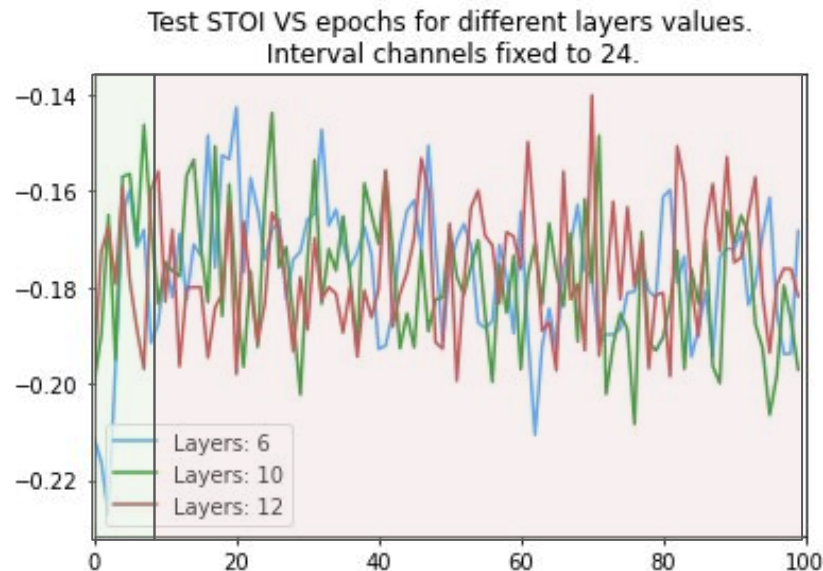


4. Entraînement : Wave-U-Net

Comparaison # Layers - STOI VS Epochs



TRAIN



TEST

5. Résultats qualitatifs

Résultat 1 :
Bruit : Helsinki

Résultat 2 :
Bruit : Lisbonne + Voix

Résultat 3 :
Bruit : Barcelone + Rires

mix



voix



prediction



6. Conclusion



Prise en main de la méthode Wave-U-Net
Importance des méthodes de Data Augmentation
Evaluation des performances via STOI
Comparaison pour plusieurs architectures



Code disponible :

https://colab.research.google.com/drive/1CQ_PhvaVYoV2VIP7YWnzxhNA06FFmchl?usp=sharing



Amélioration des performances du modèles
⇒ # Hyper-parameters
⇒ # Data augmentation



Obtenir un signal reconstruit intact

Main references

Wave-U-Net : <https://arxiv.org/abs/1806.03185>

U-Net : <https://arxiv.org/abs/1505.04597>

STOI : <https://arxiv.org/pdf/1806.03185.pdf>