#### PHƯƠNG PHÁP SỐ CHO KHOA HỌC DỮ LIỆU

# Đồ ÁN MÔN HỌC BÁO CÁO ĐỒ ÁN

Tài liệu này trình bày quá trình làm việc và những nội dung tìm hiểu được của đồ án môn học cho môn **Phương pháp số cho khoa học dữ liệu** 

Tên nhóm: Nhóm 1

Danh sách thành viên nhóm:

21280035 - Nguyễn Phúc Gia Nghi

21280027 - Y Cao Lâm

21280088 - Nguyễn Thanh Danh

21280016 - Trần Minh Hiển

21280030 - Trần Văn Hữu Lượng

Lớp: 21KDL1

Ngành Khoa học dữ liệu

Tên đề tài: Giảm nhiễu âm thanh bằng SVD



Khoa Toán - Tin học Đại học Khoa học Tự nhiên TP HCM Tháng 6/2024

LỜI CẢM ƠN

Để hoàn thành đồ án này, chúng em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến hai cô đã hướng dẫn chúng em là TS. Nguyễn Thị Hoài Thương và cô Nguyễn Thị Kiều Trang, các cô đã tận tình hướng dẫn cũng như cung cấp tài liệu, thông tin khoa học cần thiết trong quá trình học tập, cũng như trong đồ án này.

Đề tài "Giảm nhiễm âm thanh bằng SVD" là đề tài thú vị, vô cùng bổ ích và có tính thực tế cao. Chúng em học được rất nhiều kiến thức, cũng như nâng cao nhiều kỹ năng mềm trong quá trình thực hiện đồ án. Tuy nhiên, do vốn kiến thức còn nhiều hạn chế và khả năng tiếp thu thực tế còn nhiều bỡ ngỡ. Mặc dù đã cố gắng hết sức nhưng chắc chắn bài báo cáo khó có thể tránh khỏi những thiếu sót và nhiều chỗ còn chưa chính xác, kính mong thầy/cô xem xét và góp ý để bài báo cáo của chúng em được hoàn thiện hơn.

Thành phố Hồ Chí Minh, ngày 25 tháng 06 năm 2024

Các thành viên trong nhóm.

## - MÁC TÁC

1	Tổn	ng quan về đồ án	4
	1.1	Giới thiệu đồ án	4
	1.2	Mục tiểu	4
2	Thô	ông tin và quá trình thực hiện đồ án	5
	2.1	Digital audio signal	5
		2.1.1 Đặc trưng	5
		2.1.2 Noise	6
	2.2	Singular Value Decomposition (SVD)	7
		2.2.1 Truncated SVD	8
	2.3	Singular Spectrum Analysis (SSA)	8
		2.3.1 Embedding	9
		2.3.2 SVD applications	9
		2.3.3 Rank reduction	10
		2.3.4 Diagonal averaging	10
3	Cài	i đặt	12
	3.1	Environment	12
	3.2	Apply SSA to a cosine wave	12
		3.2.1 The influence of some elements on SSA	13
	3.3	Apply SSA to a conversation audio	15
4	Nhấ	ận xét và kết luận	18
	4.1	Nhận xét về quá trình làm đồ án	18
	4.2	Lời kết	19
Τà	i liêu	u tham khảo	20

PHẦN $1$	
I	
	3 3 3 7
	TỔNG QUAN VỀ ĐỒ ÁN

## 1.1 Giới thiệu đồ án

Đồ án "Khử nhiễu âm thanh bằng SVD" tập trung vào việc áp dụng phương pháp phân tích suy biến (Singular Value Decomposition) hay SVD để loại bỏ nhiễu trong tín hiệu âm thanh. SVD là một kỹ thuật phân tích ma trận, cho phép tách tín hiệu thành các thành phần chính và phụ.

Trong quá trình xử lý, tín hiệu âm thanh được chuyển đổi thành ma trận, sau đó áp dụng SVD để phân tách. Các giá trị kỳ dị (singular values) nhỏ, thường đại diện cho nhiễu, sẽ bị loại bỏ. Tín hiệu sau đó được tái tạo từ các thành phần còn lại, tạo ra âm thanh sạch hơn.

Đồ án sẽ triển khai thuật toán trên Python, so sánh hiệu quả với các phương pháp khử nhiễu truyền thống, và đánh giá chất lượng âm thanh đầu ra bằng các chỉ số khách quan và chủ quan.

## 1.2 Mục tiêu

Trong môi trường thực tế, âm thanh thường bị ảnh hưởng bởi nhiều loại nhiễu khác nhau, từ nhiễu trắng đến nhiễu tần số thấp và cao thêm vào đó là những tiếng ồn không mong muốn (tiếng đám đông, tiếng mưa,...). Những nhiễu này làm giảm độ rõ nét và chất lượng của tín hiệu âm thanh. Việc tìm kiếm một phương pháp hiệu quả để khử nhiễu là một thách thức lớn và có ý nghĩa quan trọng đối với nhiều lĩnh vực như y tế, an ninh và giải trí.



## 2.1 Digital audio signal

## 2.1.1 Đặc trưng

**Digital audio signal** là một loại tín hiệu âm thanh được mã hóa thành định dạng số, có thể được lưu trữ và xử lý bởi máy tính và các thiết bị số khác. Khác với analog audio signal, là một sóng liên tục thay đổi để phản ứng với sóng âm thanh, digital audio signal là một chuỗi các số đại diện cho dạng sóng âm thanh. Những số này được lưu trữ dưới dạng mã nhị phân, bao gồm các số 0 và 1, và có thể được thao tác bởi phần mềm âm thanh số để tạo ra, chỉnh sửa và nâng cao các bản ghi âm.

Hai yếu tố chính ảnh hưởng đến chất lượng của digital audio signal là tần số lấy mẫu âm thanh (sample rate) và độ sâu bit (bit depth).

Tần số lấy mẫu âm thanh đề cập đến số lượng mẫu âm thanh được lấy trong mỗi giây và được đo bằng Hertz (Hz). Tần số lấy mẫu càng cao thì dạng sóng âm thanh được ghi lại càng chính xác, dẫn đến độ trung thực của âm thanh cao hơn. Các tần số lấy mẫu phổ biến cho âm thanh số bao gồm 44,1 kHz, 48 kHz và 96 kHz.

Mặt khác, độ sâu bit đề cập đến số lượng bit được sử dụng để đại diện cho mỗi mẫu âm thanh. Độ sâu bit càng cao thì mỗi mẫu âm thanh càng chi tiết, dẫn đến dải động cao hơn và độ trung thực âm thanh lớn hơn. Các đô sâu bit phổ biến cho âm thanh số bao gồm 16-bit, 24-bit và 32-bit.

#### **2.1.2** Noise

#### 2.1.2.1 Định nghĩa

Nhiễu là một yếu tố quan trọng và không thể tránh khỏi trong nhiều lĩnh vực kỹ thuật như xử lý tín hiệu, viễn thông, và âm học. Hiểu và phân loại nhiễu giúp chúng ta thiết kế các hệ thống và thuật toán hiệu quả hơn để giảm thiểu tác động tiêu cực của nó.

Nhiễu có hai định nghĩa khác nhau:

- · Là âm thanh không mong muốn hoặc gây phiền toái. Nếu hai tín hiệu nhiễu xung đột với nhau, mỗi tín hiệu sẽ coi tín hiệu kia là nhiễu.
- Là một tín hiệu chứa các thành phần tại nhiều tần số, do đó thiếu cấu trúc tuần hoàn như các tín hiệu chu kỳ chúng ta đã thấy trước đó.

## 2.1.2.2 Khả năng nghe nhiễu của con người

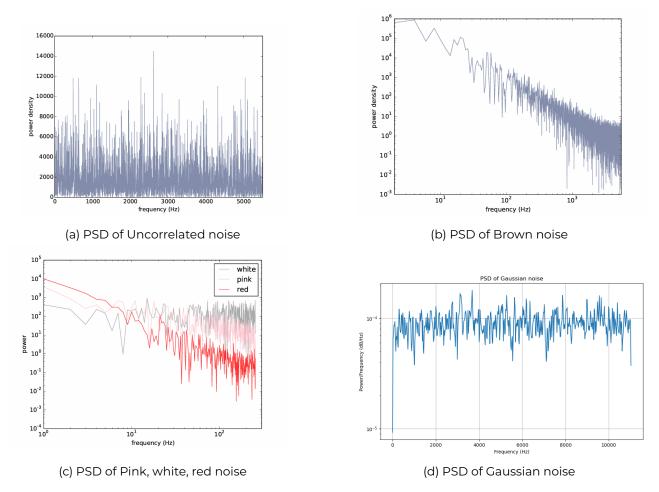
Con người có thể nghe được một số loại nhiễu trong phạm vi tần số từ khoảng 20 Hz đến 20 kHz. Khả năng nghe và nhận diện nhiễu phụ thuộc vào các đặc điểm tần số và cường độ của chúng.

Trong tài liệu này, chúng ta sẽ tập trung vào định nghĩa thứ hai của nhiễu, và các loại mà con người có thể nghe được cụ thể bao gồm:

#### 2.1.2.3 Một số loại nhiễu tiêu biểu

- Nhiễu không tương quan đồng nhất (Uncorrelated Uniform Noise UU noise): Được sinh ra từ các giá trị ngẫu nhiên có phân phối đều trong một khoảng nhất định. Ví dụ như tiếng ồn tần số thấp giống như tiếng tĩnh trong khi điều chỉnh radio. Phổ của UU noise thường có tính ngẫu nhiên và phân bố đều trên các tần số.
- Nhiễu Brownian (Brownian Noise): Là một dạng nhiễu trong đó mỗi giá trị là tổng của giá trị trước đó và một "bước" ngẫu nhiên. Nhiễu này có mối tương quan giữa các giá trị liên tiếp, nó giống như chuyển động Brownian trong vật lý. Phổ của nhiễu Brownian thường có nhiều năng lượng tập trung ở tần số thấp.
- Nhiễu hồng (Pink Noise): Là một dạng nhiễu mà quan hệ giữa công suất và tần số là nghịch đảo. Cụ thể, công suất tại mỗi tần số f được lấy từ phân phối mà trung bình nghịch đảo với f. Điều này có nghĩa là nó có năng lượng phân bố đều trên thang tần số, với năng lượng giảm dần khi tần số tăng lên.
- Nhiễu Gaussian (Gaussian Noise): Là một dạng nhiễu không tương quan trong đó các giá trị được lấy từ phân phối Gaussian (chuẩn). Đặc biệt, cả phần thực và ảo của phổ của nhiễu Gaussian đều là các giá trị Gaussian không tương quan. Đây là một loại nhiễu phổ biến trong các ứng dụng xử lý tín hiệu và thống kê.

### 2.1.2.4 Biểu đồ năng lượng



Hình 2.1: Biểu đồ năng lượng

## 2.2 Singular Value Decomposition (SVD)

Phương pháp phân tích suy biến là phương pháp phân tích ma trận A kích thước m x n thành dạng tích ba ma trận:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \tag{2.1}$$

- · Trong đó **U** là ma trận trực giao có kích thước m x m
- $\cdot$  Trong đó  $\Sigma$  là ma trận đường chéo có kích thước m x n
- $\cdot$  Trong đó **V** là ma trận trực giao có kích thước n x n

Trong khử nhiễu âm thanh, SVD có thể được sử dụng để tách tín hiệu gốc ra khỏi nhiễu bằng cách giảm số lượng giá trị suy biến, giữ lại các thành phần chính của tín hiệu và loại bỏ những thành phần ít quan trọng (thường là nhiễu).

#### 2.2.1 Truncated SVD

Đối với ma trân  $\Sigma$  các giá tri trên đường chéo chính là không âm và giảm dần

$$\lambda_1 \ge \lambda_2 \ge \ldots \ge \lambda_r 0$$

Thông thường, chỉ một số giá trị riêng  $\lambda_i$  có giá trị lớn, còn lại thường nhỏ và gần 0. Khi đó, với phương pháp **truncated SVD**, ta có thể xấp xỉ ma trận **A** bằng tổng của k < r ma trận có hạng 1.

$$\mathbf{A} pprox \mathbf{A}_k = \mathbf{U}_k \mathbf{\Sigma}_k \mathbf{V}_k^T$$

Hoặc ta có thể biểu diễn dưới dạng tổng của tích vô hướng các vector cột và dòng của  ${f U}$  và  ${f V}^T$ 

$$\mathbf{A} \approx \mathbf{A}_k = \sum_{i=1}^r \lambda_i u_i v_i \tag{2.2}$$

**Chú ý:** Ma trận  $\mathbf{A}_k$  có hạng là k. Khi k càng nhỏ thì hạng của  $\mathbf{A}_k$  cũng càng nhỏ. Vì vậy, **truncated SVD** còn được gọi là phương pháp **Low-rank approximation** 

Phương pháp low-rank approximation thường được dùng để nén dữ liệu hoặc là khử nhiễu cho dữ liệu.

Đối với khử nhiễu: giả sử  $\bf A$  là một ma trận bị nhiễu, với ma trận giá trị thật có hạng thấp hơn. Việc áp dụng phương pháp **low-rank approximation** lên  $\bf A$  có thể sẽ loại bỏ một số nhiễu hoặc các giá trị nhỏ, trả về một ma trận mới  $\bf A_k$  có ý nghĩa hơn dữ liệu ban đầu.

## 2.3 Singular Spectrum Analysis (SSA)

Nhận thấy dữ liệu đầu vào là một kiểu dữ liệu chuỗi thời gian, nhóm cho rằng cần phải tìm hiểu những phương pháp hợp lý và hiệu quả để có thể chuyển đổi và áp dụng SVD cho dữ liệu âm thanh đầu vào. Từ những yêu cầu trên nhóm đã tìm hiểu và chọn được một phương pháp phù hợp cho việc xử lý kiểu dữ liệu chuỗi thời gian: đó chính là phương pháp SSA.

Phương pháp phân tích dữ liệu thời gian (SSA) là một phương pháp ước lượng phổ không tham số. Nó kết hợp các yếu tố của phân tích chuỗi thời gian cổ điển, thống kê đa biến, hình học đa biến, hệ thống động lực học và xử lý tín hiệu. Phương pháp SSA gồm có 4 bước chính.

## 2.3.1 Embedding

Phương pháp phân tích dữ liệu SSA sẽ ước lượng dựa trên việc đặt nhúng một chuỗi dữ liệu thời gian  $s(t)=(s_1,s_2,\ldots,s_N)$ , với N là số lượng mẫu của dữ liệu vào một không gian vectơ M chiều. Việc áp dụng SSA cho chuỗi thời gian s(t) được thực hiện như sau:

Giả sử L là độ dài của các vectơ trễ với 1 < L < N và số lượng các vectơ trễ sẽ phụ thuộc vào chiều nhúng, với K = N - L + 1. Mỗi vectơ trễ sẽ có dang:

$$l_i = (s_i, s_{i+1}, \dots, s_{i+L-1})^T$$
  $1 \le i \le K$ 

Dùng phép chuyển vị xây dựng một ma trận M từ các vector trễ:  $M = (l_1, l_2, \dots, l_K)$  khi đó M được gọi là ma trận quỹ đạo có dạng:

$$\mathbf{M} = \left( egin{array}{ccccc} s_1 & s_2 & \cdots & s_K \\ s_2 & s_3 & \cdots & s_{K+1} \\ dots & dots & \ddots & dots \\ s_L & s_{L+1} & \cdots & s_N \end{array} 
ight)$$

Đặc điểm chính của ma trận này là  $M_{ij}=s_{i+j+1}$  điều này có nghĩa là các đường chéo phụ của ma trận có cùng giá trị và đối xứng với nhau qua đường chéo chính.

Quá trình nhúng có thể được tóm tắt là M = M s(t), trong đó M là toán tử Hankelization. Chiều nhúng L là tham số chính cần lựa chọn trong quá trình nhúng. Kết quả từ việc áp dụng SSA không ảnh hưởng nhiều đối với giá trị của L miễn là N đủ lớn so với L, tuy nhiên nên sử dụng L = N/4 để đạt được hiệu suất tốt nhất.

Việc lựa chọn giá trị nhỏ của L có lợi thế làm tăng độ tin cậy trong kết quả khi mục tiêu của phân tích có tần số cao. Lựa chọn tham số nhúng sẽ ảnh hưởng đến sự cân bằng giữa lượng thông tin trong mỗi vectơ và độ tin cậy của kết quả. Tuy nhiên tham số này có thể được điều chỉnh tùy thuộc vào mục tiêu và yêu cầu của từng bài toán.

#### 2.3.2 SVD applications

Khi phân rã ma trận quỹ đạo bằng phương pháp SVD sẽ có dạng như sau:

$$\mathbf{M} = \sum_{i=1}^{r} \sqrt{\lambda_i} \mathbf{u_i} \mathbf{v_i}$$
 (2.3)

Trong đó:

- $\cdot \lambda_i$  là tri riêng thứ i của  $\mathbf{M}\mathbf{M}^H$
- · r là hạng của ma trận quỹ đạo **M**.
- $\cdot$   $u_i$  và  $v_i$  là các vector riêng thứ i của  $\mathbf{M}\mathbf{M}^H$  và  $\mathbf{M}^H\mathbf{M}$
- $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$  được gọi là giá trị suy biến của ma trận **M**.

Biểu thức trên có thể chuyển thành dạng ma trận:

$$\mathbf{M} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^H$$

ď đây,

- $\cdot$   $\Sigma$  là ma trận đường chéo chứa tất cả các giá trị suy biến theo thứ tự giảm dần.
- · U và V là các ma trận chứa tập hợp các vector orthonormal

Bởi vì các vector riêng của M phát sinh từ ma trận tương quan  $MM^H$ , các thành phần có tính nhất quán cao nhất trong bộ dữ liệu sẽ được đánh trọng số bởi các suy biến có giá trị cao hơn. Do đó, việc phân rã ma trận quỹ đạo thành suy biến của nó rất hữu ích để xác định phân bố trong tập dữ liệu. Ngoài ra, vì tín hiệu trong chuỗi thời gian có sự tương quan giữa các độ trễ thời gian, nó sẽ được biểu diễn bởi các giá trị suy biến lớn nhất. Do đó, các giá trị suy biến có trọng số thấp hơn có thể được xác định là nhiễu, từ đó có thể ứng dụng thuật toán SVD trong việc làm sạch nhiễu chuỗi thời gian.

#### 2.3.3 Rank reduction

Khi áp dụng thuật toán SSA, thì việc giảm hạng của ma trận quỹ đạo rất quan trọng. Khi phân tích các thành phần động của chuỗi thời gian, các giá trị kỳ dị khác nhau có thể được nhóm lại để khôi phục các hành vi vật lý được xác định trong quá trình phân rã. Để giảm nhiễu, trước hết cần trãi qua bước giảm hạng. Vì hạng là đại diện cho phần lớn tín hiệu đã được xác định trước đó. Nói chung, quá trình này bao gồm việc khôi phục một tập hợp nhỏ các giá trị kỳ dị so với hạng đầy đủ của ma trận quỹ đạo. Để k là hạng mong muốn cho ma trận quỹ đạo, có thể thực hiện bằng cách:

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{U}_k \mathbf{\Sigma}_k \mathbf{V}_k^T$$

Trong đó:

- $\cdot$   $\mathbf{M}_k$  là ma trân quỹ đạo đã được khôi phục và giảm hạng.
- · Hạng của ma trận sau khi khôi phục sẽ bằng k nhân với chuẩn Frobenius nhỏ nhất.

## 2.3.4 Diagonal averaging

Việc thu hồi chuỗi thời gian có thể được thực hiện bằng cách chỉ chọn các giá trị ở các đường chéo phụ của ma trận thu hồi  $\mathbf{M}_k$ . Nói cách khác, nếu  $s_k$  là chuỗi thời gian mong muốn sau khi giảm hạng của ma trận quỹ đạo, thì phần tử thứ n của chuỗi thời gian này sẽ được thu hồi bởi tất cả các phần tử  $\mathbf{M}_k(i,j)$  dọc theo đường chéo phụ, với (i,j) sao cho i+j-1=n.

Trong trường hợp khi kết quả giảm hạng không được bảo toàn thì quá trình thu hồi chuỗi thời gian  $s_k$  sẽ được tính bằng cách lấy trung bình trên đường chéo phụ của  $\mathbf{M}_k$ . Giả sử  $L \leq K$  (tương tự cho trường hợp  $K \leq L$  nhưng áp dụng trong ma trận  $\mathbf{M}_k^T$ ). Khi cho i+j-1=n và N=L+K-1, thì phần tử thứ n của  $s_k$  là:

$$s_k(n) = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \mathbf{M}_k(l, n-l-1) & \text{Khi } 1 \leq n \leq L \\ \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{M}_k(l, n-l-1) & \text{Khi } L+1 \leq n \leq K \\ \frac{1}{K+L-n} \sum_{l=n-K+1}^L \mathbf{M}_k(l, n-l-1) & \text{Khi } K+1 \leq n \leq N \end{cases}$$

Nói cách khác,  $\mathbf{s_k} = \mathbf{AM}_k$ , trong đó A là trung bình cộng trên các đường chéo phụ. Khi đó nó sẽ thu hồi chuỗi thời gian ban đầu s sau khi đã thực hiện giảm hạng trên ma trận quỹ đạo.

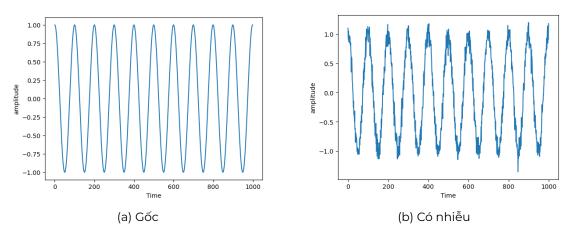
PHẦN 3	
I	
	CÀI ĐẶT

## 3.1 Environment

- · librosa: xử lý các tác vụ riêng biệt cho dữ liệu âm thanh
- thư viện xử lí, tính toán liên quan tới các mãng đa chiều.
- · soundfile: Hỗ trợ đọc, ghi âm thanh.
- · IPython: giúp tương tác với dữ liệu hiệu quả
- · scipy: đặc biệt là scipy.signal, module cung các công cụ xử lí âm thanh hiệu quả.
- · plotly và matplotlib: cung cấp các công cụ cho việc minh hoạ dữ liệu.

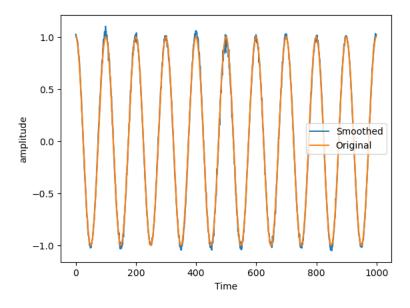
## 3.2 Apply SSA to a cosine wave

Ta áp dụng thực lên một sóng hình cos với bị nhiễu gaussian, số timetamp là 1000.



Hình 3.1: Sóng cos

Hình chung, gaussian noise phân bố trên toàn bộ sóng nhưng biên độ không lớn. Ta thực hiện ssa với window size là 50, step là 5, chọn giữ lại 4 giá trị kì dị cho sóng trên, thu được kết quả.

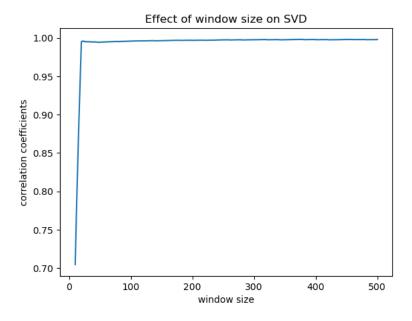


Hình 3.2: Biểu đồ tần số phổ sau khi khử nhiễu

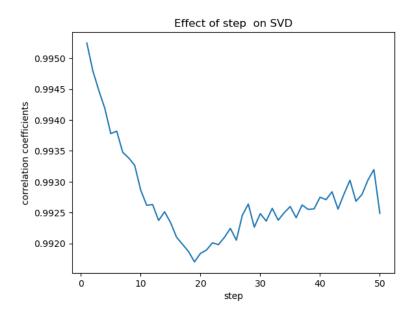
Correlation coefficients là tầm 0.99.

### 3.2.1 The influence of some elements on SSA

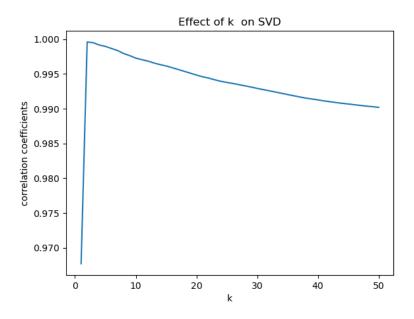
Áp dụng SSA cho sóng cos, xem tác động của windowsize, step, cũng như là số giá trị kì dị đến hiệu năng giảm nhiễu.



Hình 3.3: Tác động của window size

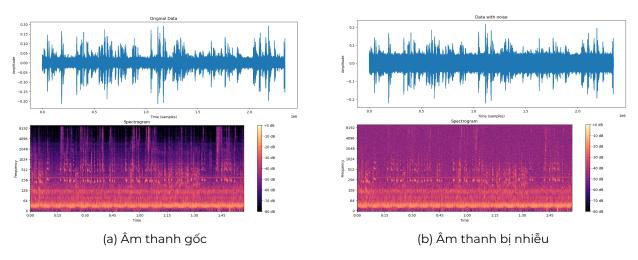


Hình 3.4: Tác động của step



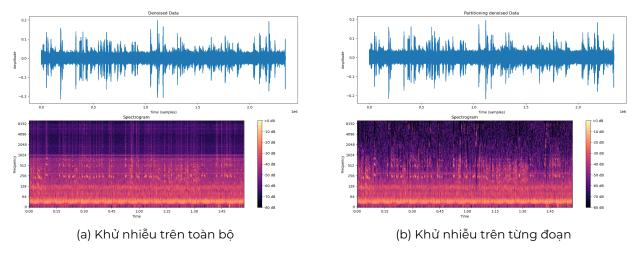
Hình 3.5: Tác động của lượng giá trị kì dị

## 3.3 Apply SSA to a conversation audio



Hình 3.6: Dữ liệu đầu vào

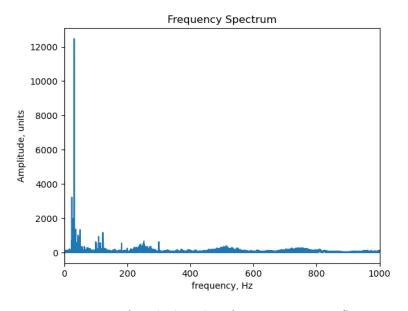
Cả âm thanh gốc và âm thanh được thêm gaussian noise đều có nhiễu có phân bố trên toàn bộ tần số và xuyên suốt cả file âm thanh.



Hình 3.7: Khử nhiễu với svd

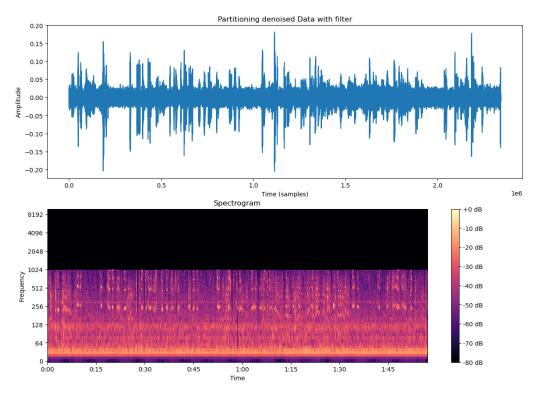
Tổng quan, cả 2 cách đều giảm đáng kể lượng nhiễu khi svd.

Tuy nhiên, trên từng đoạn ta khử nhiễu thì phổ tương đối giống với gốc hơn, phổ của âm thanh khi khữ nhiễu trên toàn bộ thì tương đối đều hơn. Khi đo correlation coefficient thì từng phần vẫn tốt hơn. Thực tế khi nghe chât âm của 2 thì từng phần âm sắc rõ hơn, nhưng tồn tại tiếng nhiễu khá chói tai hơn, có thể là sau svd lượng nhiễu có độ lớn, tần số thay đổi trên mỗi đoạn dó đó nghe khó chịu hơn nhiễu khi svd toàn bộ (đều hơn).



Hình 3.8: Biểu đồ tần số phổ sau khi khử nhiễu

Sau khi svd thì vẫn khi thể xoá bỏ hoàn toàn nhiễu, vận còn lượng nhỏ phân bố trên các tần số. Tuỳ thuộc vào loại âm thanh ta có thể kết hợp thêm phương pháp biến đối Fourier, để giữ lại các âm thanh trên tần số mong muốn.



Hình 3.9: Âm thanh khử nhiễu sau khi qua lớp filter

PHẦN <b>4</b>			
1			
	·		
	NHÂN XÉT VÀ KẾT LUÂN		

## 4.1 Nhận xét về quá trình làm đồ án

Để hực hiện đồ án "Giảm Nhiễu Âm Thanh Bằng SVD" nhóm đã trải qua một quá trình đầy thử thách và học được nhiều bài học quý giá.

Dưới đây là một số nhận xét chi tiết về từng giai đoạn của quá trình làm đồ án này:

- 1 Giai đoạn chuẩn bị:
  - Nghiên cứu tài liệu: Việc tìm kiếm và nghiên cứu các tài liệu liên quan đến tín hiệu âm thanh, kỹ thuật phân tích suy biến (SVD), phương pháp SSA và các phương pháp khử nhiễu âm thanh đã giúp củng cố nền tảng lý thuyết.
  - · Thu thập dữ liệu:
    - Quá trình thu thập và chuẩn bị các mẫu âm thanh để thử nghiệm đòi hỏi sự cẩn thận và kỹ lưỡng.
    - Việc chọn lựa các mẫu âm thanh phù hợp, bao gồm cả tín hiệu gốc và tín hiệu bị nhiễu, là một bước quan trọng để đảm bảo tính khả thi của thí nghiệm.
- 2 Giai đoạn thực hiện:
  - · Tiền xử lý dữ liệu:
    - Chuẩn hóa và chuyển đổi các tín hiệu âm thanh thành dạng ma trận là bước quan trọng để có thể áp dụng SVD.
    - Việc xử lý dữ liệu ban đầu yêu cầu sự chính xác để đảm bảo rằng các bước tiếp theo được thực hiện trên dữ liêu đáng tin cây.
  - Áp dụng SVD:
    - Thực hiện phân tích SVD trên ma trận tín hiệu âm thanh đòi hỏi kiến thức vững chắc về toán học và kỹ thuật lập trình.

- Việc tách các thành phần chính và loại bỏ nhiễu bằng cách điều chỉnh số lượng giá trị kỳ dị cần thực hiện cẩn thận để tối ưu hóa kết quả.
- · Khử nhiễu và tối ưu hóa:
  - Quá trình khử nhiễu bằng cách giảm số lượng giá trị kỳ dị không quan trọng đã mang lai một số kết quả trong việc cải thiên chất lượng âm thanh.
  - Việc tối ưu hóa các tham số để đạt được hiệu suất khử nhiễu tốt nhất là một thách thức cần nhiều thử nghiệm và hiệu chỉnh.

#### 3 Đánh giá và kết luận

- Đánh giá kết quả: So sánh tín hiệu sau khi khử nhiễu với tín hiệu gốc đã cho thấy hiệu quả của phương pháp SVD trong việc cải thiện chất lượng âm thanh.
- · Nhân xét và đề xuất cải tiến:
  - Phương pháp SVD tuy hiệu quả nhưng cũng có những hạn chế nhất định. Như là việc xác định số lượng giá trị kỳ dị tối ưu là một vấn đề cần phải nghiên cứu lâu dài.
  - Việc chọn window size và bước nhảy để chuyển đổi tín hiệu âm thanh thành ma trận đầu vào cũng cần tinh chỉnh để có thể cho ra kết quả tốt nhất.
  - Việc tách các thành phần chính và loại bỏ nhiễu bằng cách điều chỉnh số lượng giá trị kỳ dị cần thực hiện cẩn thận để tối ưu hóa kết quả.

## 4.2 Lời kết

Quá trình làm đồ án "Giảm Nhiễu Âm Thanh Bằng SVD" đã mang lại nhiều kiến thức và kinh nghiệm quý báu. Từ việc nắm vững lý thuyết đến áp dụng thực tiễn, từ những thách thức trong xử lý dữ liệu đến sự hào hứng khi thấy kết quả khả quan, mỗi bước đều đóng góp vào thành công của đồ án. Những kỹ năng và bài học rút ra từ quá trình này không chỉ hữu ích trong lĩnh vực xử lý tín hiệu mà còn có giá trị đối với các dự án nghiên cứu và phát triển công nghệ trong tương lai.

Một lần nữa, các thành viên trong nhóm xin cám ơn giảng viên đã tạo cho chúng em cơ hội để tìm hiểu sâu vào ý tưởng sử dụng thuật toán SVD để xử lý nhiễu âm thanh, cũng như cho chúng em có cơ hội thực hành làm việc nhóm nhiều hơn.

Chúng em xin chân thành cảm ơn!

Trân trong

Các thành viên trong nhóm.

•
TÀ 1 1 1 Ê 1 1 T 1 1 A A A 1 (1 1 À C)
TÀI LIÊU THAM KHẢO

- [1] Vicente E. Oropeza. The Singular Spectrum Analysis method and its application to seismic data denoising and reconstruction.
- [2] TS. Nguyễn Thị Hoài Thương. Phương pháp số trong Khoa học Dữ liệu.