# **Spectral Decomposition**

### 수업 목표

### 이번 수업의 핵심:

- 대칭 행렬의 Eigendecomposition
- Spectral decomposition의 특성
- Positive definite와 Positive semi-definite의 정의와 성질

### 핵심 개념

- Spectral decomposition
- Positive definite, Positive semi-definite

## 대칭 행렬의 Diagonalization

• 일반적인  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 는 n개의 선형 독립 Eigenvector를 가지면 대각화가 가능

 $S^{\top} = S$ 인 대칭 행렬 (Symmetric)  $S \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 의 경우에는…

- S는 항상 대각화가 가능
  - 중복을 포함하여 S는 n개의 실수 Eigenvalue를 가짐
- S는 Orthogonal하게 대각화가 가능
  - Eigenvector가 선형 독립일 뿐만이 아니라 서로 서로 직교함
  - Eigenvector를 적절히 Scale하여 Orthogonal matrix 형태로 만들 수 있음

$$S = UDU^{-1} = UDU^{\mathsf{T}}$$

## **Spectral Decomposition**

대칭 행렬의 Eigendecomposition을 Spectral decomposition이라 부름

$$S = UDU^{-1} = UDU^{\top} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \cdots & \mathbf{u}_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^{\top} \\ \mathbf{u}_2^{\top} \\ \vdots \\ \mathbf{u}_n^{\top} \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} \lambda_1 \mathbf{u}_1 & \lambda_2 \mathbf{u}_2 & \cdots & \lambda_n \mathbf{u}_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^{\top} \\ \mathbf{u}_2^{\top} \\ \vdots \\ \mathbf{u}_n^{\top} \end{bmatrix}$$
$$= \lambda_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^{\top} + \lambda_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_1^{\top} + \cdots + \lambda_n \mathbf{u}_n^{\top}$$

$$= \lambda_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^\mathsf{T} + \lambda_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_2^\mathsf{T} + \dots + \lambda_n \mathbf{u}_n \mathbf{u}_n^\mathsf{T}$$

- 각 항  $\lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^{\mathsf{T}}$ 는  $\mathbf{u}_i$  위로 투영시키는 Scaled projection matrix로 볼 수 있음
  - Projection matrix onto  $\mathbf{u}_i$ :  $\frac{\mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^\mathsf{T}}{\mathbf{u}_i^\mathsf{T} \mathbf{u}_i} = \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^\mathsf{T}$
  - 즉, Orthonormal basis vector를 column vector로 가지는 U를 기준으로, 각 차원을  $\lambda_i$ 만큼 크기를 조절하는 것

### **Positive Definite Matrices**

#### Positive definite matrix

•  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 는 영행렬이 아닌 모든 x에서  $\mathbf{x}^{\mathsf{T}} A \mathbf{x} > 0$ 이면 Positive definite

#### Positive semi-definite matrix

•  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 는 영행렬이 아닌 모든 x에서  $\mathbf{x}^{\mathsf{T}} A \mathbf{x} \geq 0$ 이면 Positive semi-definite

#### Theorem:

 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 가 Positive definite  $\Leftrightarrow A$ 의 모든 Eigenvalue가 양수  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 가 Positive semi-definite  $\Leftrightarrow A$ 의 모든 Eigenvalue가 음수가 아님

## Symmetric Positive Definite Matrices

•  $S \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 가 대칭이고 Positive definite이면, Spectral decomposition의 Eigenvalue가 모두 양수

$$S = UDU^{\mathsf{T}} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \cdots & \mathbf{u}_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^{\mathsf{T}} \\ \mathbf{u}_2^{\mathsf{T}} \\ \vdots \\ \mathbf{u}_n^{\mathsf{T}} \end{bmatrix}$$
$$= \lambda_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^{\mathsf{T}} + \lambda_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_2^{\mathsf{T}} + \cdots + \lambda_n \mathbf{u}_n \mathbf{u}_n^{\mathsf{T}} \text{ where } \lambda_j > 0, \forall j = 1, \cdots, n$$

• 해당 특징은 이후 Singular Value Decomposition에서 유용하게 사용

### 요약

- 대칭 행렬에 대한 Eigendecomposition의 성질
- Projection matrix로서의 Spectral decomposition의 의미
- Positive definite 및 Positive semi-definite와 Eigenvalue 간의 관계

$$S = UDU^{-1} = UDU^{\top} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \cdots & \mathbf{u}_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1^{\top} \\ \mathbf{u}_2^{\top} \\ \vdots \\ \mathbf{u}_n^{\top} \end{bmatrix}$$
$$= \lambda_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_1^{\top} + \lambda_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{u}_2^{\top} + \cdots + \lambda_n \mathbf{u}_n \mathbf{u}_n^{\top}$$