# 4.1 Vector Spaces and Subspaces

# 定義:向量空間(Vector Space)

向量空間 (vector space) 為一個非空集合 V, 遵守以下幾點公理 (axiom):

令 u · v · w in V · c · d 是純量 (scalar)

- 1. **u+v** 也在 V 中 (加法封閉性)
- 2. u + v = v + u
- 3. (u + v) + w = u + (v + w)
- 存在零向量 0 in V , 使得 u + 0 = u
- 5. 對任何 u in V,都存在 -u in V,而 u + (-u) = 0
- 6. cu 也在 V 中 ( 乘法封閉性 )
- 7. c(u + v) = cu + cv
- 8. (c + d)u = cu + du
- 9.  $c(d\mathbf{u}) = (cd)\mathbf{u}$
- 10. 1u = u

# 定義:子空間(Subspace)

向量空間 (vector space) V 的子空間 (subspace) 是 V 的子集 (subset) H, 满足:

- 1. V 中的零向量也在 H 中
- 若 u · v 在 H 中 , 則 u + v 也在 H 中 (加法封閉性)
- 3. 若u在H中且c為純量(scalar),則cu也在H中(乘法封閉性)



#### 定理1:

 $\dot{v}_1, \dots, v_p$  在向量空間(vector space)V 中,則  $Span\{v_1, \dots, v_p\}$  是 V 的一個子空間(subspace)

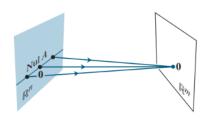
# 4.2 Null Spaces Column Spaces Row Spaces and Linear Transformations

# 定義:零空間 (Null Space)

一個  $m \times n$  的矩陣 A 的零空間 (null space) 寫為 Nul A,是齊次方程式 (homogeneous equation) Ax = 0 的所有解的集合,寫成集合形式:

 $Nul\ A = \{x: x \ in \ \mathbb{R}^n \ \& \ Ax = \mathbf{0}\} -$  [\(\mathbb{E}\mathbb{I}\) (implicit)

如下圖所示: Nul A 在定義域 (domain) 中



#### 定理 2:

一個  $m \times n$  的矩陣 A 的零空間 (null space) 是  $\mathbb{R}^n$  的一個子空間,若且唯若 (if and only if) 由 m 個由 n 個未知數構成的齊次線性方程組 (homogeneous linear equation)

Ax = 0 的解集是  $\mathbb{R}^n$ 的一個子空間 (subspace)

證明: Nul A 是  $\mathbb{R}^n$ 的一個子空間 (subspace)

$$\Rightarrow$$
 Au = 0 & Av = 0

- 1. A(0) = 0
- 2. A(u + v) = Au + Av = 0 + 0 = 0
- 3.  $A(cu) = c(Au) = c \times 0 = 0$

因為滿足 1.2.3.,所以 Nul A 是  $\mathbb{R}^n$ 的一個子空間

# Nul A 的顯式描述 (Explicit Description of Nul A)

解出 Ax = 0 的線性組合 (linear combination) 的向量形成的集合即為 Nul A 的顯式描述 (explicit description)

Ex. 
$$A = \begin{bmatrix} -3 & 6 & -1 & 1 & 7 \\ 1 & -2 & 2 & 3 & -1 \\ 2 & -4 & 5 & 8 & -4 \end{bmatrix}$$
 of  $A = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix} = x_2 \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + x_4 \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -2 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} + x_5 \begin{bmatrix} -3 \\ 0 \\ 2 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ 

即為  $x_2\mathbf{u} + x_4\mathbf{v} + x_5\mathbf{w}$ 

則 Nul A 的顯式描述是  $Span\{u, v, w\}$  或直接寫為  $\{u, v, w\}$ 

<註> {u, v, w} 亦為生成 Nul A 的線性獨立 (linearly independent) 集合

=> 是 Nul A 的一組基底 (basis)

# 定義:行空間(Column Space)

一個  $m \times n$  的矩陣 A 的行空間 (column space) 寫為 Col A,是 A 的行的所有線性組合 (linear combination) 的集合,若 $A = [a_1 \cdots a_n]$ 

$$Col A = Span\{a_1, \dots, a_n\}$$
 — 顯式 (explicit)

Col A 在對應域 (codomain) 中

<補充 $> Col A = \{b: b = Ax & x in \mathbb{R}^n\}$  — 隱式 (implicit)

#### 定理3:

一個 m x n 的矩陣 A 的行空間(column space)是  $\mathbb{R}^m$  的一個子空間(subspace) **<註>** 一個 m x n 的矩陣 A 的行空間(column space)等於  $\mathbb{R}^m$ ,若且唯若(if and only if)  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  對於任何  $\mathbf{b}$  in  $\mathbb{R}^m$  都有解

# 列空間 (Row Space)

一個  $m \times n$  的矩陣 A 的列空間 (row space) 寫為 Row A,是 A 的列的所有線性組合

(linear combination) 的集合,若
$$A = \begin{bmatrix} \boldsymbol{b_1} \\ \vdots \\ \boldsymbol{b_m} \end{bmatrix}$$

$$Row A = Span\{b_1, \dots, b_m\}$$
 — 顯式 (explicit)

<補充> Row  $A = \{ \boldsymbol{b} : \boldsymbol{b} = A^T \boldsymbol{x} \& \boldsymbol{x} \text{ in } \mathbb{R}^n \}$  — 隱式 (implicit)

<註>  $Row A = Col A^T$ 

#### 比較 A 為 m × n 矩陣的 Nul A 和 Col A

#### Nul A

- 1. Nul A 是  $\mathbb{R}^n$  的子空間
- 2. Nul A 是隱式定義:給定向量 x 必須 2. Col A 是顯式定義:給定向量 b 是透過 滿足 Ax = 0 (需要解方程式)
- 3. Nul A 與 A 之間無明顯的直接關係
- 4. Nul A 中的向量 v 滿足 Av = 0
- 5.  $Nul A = \{0\}$  若且唯若 Ax = 0 只有 平凡解
- 6.  $Nul A = \{0\}$  若且唯若線性轉換  $x \mapsto 6$ .  $Col A = \mathbb{R}^m$  若且唯若線性轉換  $x \mapsto$ Ax 是一對一的

#### Col A

- 1. Col A 是  $\mathbb{R}^m$  的子空間
- Ax = b 形成的 (直接得到答案)
- 3. Col A 是由 A 中的軸行形成的集合
- 4. Col A 中的向量 v 滿足 Ax = v 是一 致的(有解)
- 5.  $Col A = \mathbb{R}^m$  若且唯若 Ax = b 對於 任何 b in  $\mathbb{R}^m$  都有解
- Ax 從  $\mathbb{R}^n$  到  $\mathbb{R}^m$  是滿射

#### 定義:

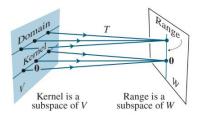
線性變換 (linear transformation) T 從向量空間 (vector space) V 到向量空間 (vector space) W,將 V 中的向量 x 轉換為另一個在 W 中的唯一向量 T(x),並滿足:

- 1.  $T(\mathbf{u} + \mathbf{v}) = T(\mathbf{u}) + T(\mathbf{v}), \ \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \text{ in } V$
- 2.  $T(c\mathbf{u}) = cT(\mathbf{u})$ ,  $\mathbf{u}$  in  $V \cdot a$  為純量 (scalar)

# 線性變換的核與值域(Kernel and Range of a Linear Transformation)

- 1. 線性變換(linear transformation) T 的核(kernel,或稱零空間 null space)是對於 所有滿足  $T(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  的  $\mathbf{u}$  形成的集合
- 2. 線性變換 (linear transformation) T 的值域 (range) 是所有 V 中的向量 x 轉換為另 一個在 W 中的唯一向量 T(x)形成的集合

線性變換 (linear transformation) T(x) = Ax的核 (kernel) 與值域 (range) 分別為 A 的零空間 (null space, Nul A) 與行空間 (column space, Col A)



# 4.3 Linearly Independent Sets; Bases

#### 定理 4:

一個包含兩個以上向量的索引集合  $\{v_1, \dots, v_p\}$  且  $v_1 \neq 0$ ,是線性相依 (linearly dependent) 若且唯若 (if and only if) 有某個向量  $v_j$  (j > 1) 是前面的向量  $v_1, \dots, v_{j-1}$  的線性組合 (linear combination)

<註>1.7 定理7

#### 定義:

令 H 是向量空間(vector space)V 的一個子空間(subspace)。如果滿足以下條件,則向量集合 B in V 是 H 的一個基底(basis):

- 1. B是線性獨立 (linearly independent) 集合
- 2. 由集合 B 生成 (span) 的子空間 (subspace) 與 H 完全相同,即:

$$H = Span \mathcal{B} (\mathcal{B} = \{ \boldsymbol{b_1}, \cdots, \boldsymbol{b_p} \})$$
$$= x_1 \boldsymbol{b_1} + \cdots + x_p \boldsymbol{b_p}$$

# 標準基底 (Standard Basis)

令  $S = \{e_1, \dots, e_n\}$ ,且  $[e_1 \dots e_n]$  為單位矩陣  $I_n$ ,則 S 就稱為  $\mathbb{R}^n$  的標準基底 (standard basis)

# 定理 5: 生成集定理 (The Spanning Set Theorem)

 $\diamond S = \{v_1, \cdots, v_p\}$  是向量空間(vector space)V 中的一個集合,且讓  $H = Span\{v_1, \cdots, v_p\}$ ,則:

- 1. 若集合 S 中有一個向量  $v_k$  是其他向量的線性組合 (linear combination),則將集合 S 中的  $v_k$  去除後仍可以生成 (span) H
- 2.  $H \neq \{0\}$ ,則 S 中存在某些子集 (subset) 是 H 的基底 (basis)

#### 定理 6:

A 的軸行 (pivot column) 構成 Col A 的基底 (basis)

#### 定理7:

若兩矩陣  $A \cdot B$  是列等價 (row equivalent) 的,則 Row A = Row B。若 B 是階梯型矩陣 (echelon form),則 B 的非零列構成  $A \cdot B$  的基底 (basis)

## Nul A、Col A、Row A 的基底求法

設兩矩陣 A、B 列等價 (row equivalent),且 B 為階梯型矩陣 (echelon form)

- 1. Ax = 0 的解構成 Nul A 的基底 (basis)
- 2. A 的軸行 (pivot column) 構成 Col A 的基底 (basis)
- 3. B 的軸列 (pivot row) 構成 Row A 的基底 (basis)

# 4.4 Coordinate Systems

定理 8: 唯一表示定理 (The Unique Representation Theorem)

令  $\mathcal{B} = \{b_1, \dots, b_n\}$  是向量空間(vector space)V 的一個基底(basis),則對任何  $\mathbf{x}$  in  $\mathbf{V}$  都存在一個唯一的純量集合  $\{c_1, \dots, c_n\}$ ,使得:

$$\mathbf{x} = c_1 \mathbf{b_1} + \cdots + c_n \mathbf{b_n}$$

證明:設x有另外一組純量集合,使得 $x = d_1 b_1 + \cdots + d_n b_n$ ,則將上式與左式相減可得 $0 = x - x = (c_1 - d_1)b_1 + \cdots + (c_n - d_n)b_n$ 

: B 是線性獨立 (linearly independent) 的

$$\therefore c_i - d_i = 0, \qquad 1 \le i \le n$$

 $=> c_i = d_i$ , 得證

# 定義:

已知 $B = \{b_1, \dots, b_n\}$  是向量空間(vector space)V的一個基底(basis)且 x in V,則 x 相對於基底(basis)B 的座標(或稱為x 的 B 座標,B — coordinate of x)是以 x 的線性組合(linear combination)的權重形成的向量  $[x]_B$ ,即:

$$x = c_1 \boldsymbol{b_1} + \dots + c_n \boldsymbol{b_n}$$

$$[x]_{\mathcal{B}} = \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix}$$

映射 (mapping)  $x \mapsto [x]_B$  是由基底 (basis) B 決定的座標映射 (coordinate mapping)

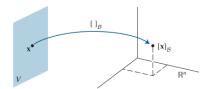
# $\mathbb{R}^n$ 的座標(Coordinate in $\mathbb{R}^n$ )

令 
$$\mathcal{B} = \{ m{b_1}, \cdots, m{b_n} \} \cdot P_{\mathcal{B}} = [m{b_1} \cdots m{b_n}] \cdot [m{x}]_{\mathcal{B}} = \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix}, 則向量方程為  $m{x} = c_1 m{b_1} + c_2 m{b_2} + c_3 m{b_3} = c_3 m{b_4} + c_4 m{b_5} = c_3 m{b_5} + c_4 m{b_5} = c_4 m{b_5} + c_5 m{b_5} = c_5 m{b_5} = c_5 m{b_5} + c_5 m{b_5} = c_5$$$

 $\cdots + c_n \boldsymbol{b_n}$  等價於  $\boldsymbol{x} = P_{\mathcal{B}}[\boldsymbol{x}]_{\mathcal{B}} \circ P_{\mathcal{B}}$  稱為座標變換矩陣(change-of-coordinates matrix)。

#### 定理9:

令  $\mathcal{B} = \{b_1, \dots, b_n\}$  為向量空間(vector space)V 中的一個基底(basis),則座標映射(coordinate mapping) $\mathbf{x} \mapsto [\mathbf{x}]_{\mathcal{B}}$  是一對一(one-to-one)的線性變換(linear transformation)從 V 滿射(onto) $\mathbb{R}^n$ 



**FIGURE 5** The coordinate mapping from V

# 同構 (Isomorphism)

定理 9 中的座標映射(coordinate mapping)是從 V 到  $\mathbb{R}^n$  的一個同構(isomorphism)例子。同構的特性為:

- 1. 一對一 (one-to-one)
- 2. 滿射 (onto)
- 3. 線性變換 (linear transformation)

# 4.5 The Dimension of a Vector Space

#### 定理 10:

若向量空間(vector space)V 的基底(basis)  $\mathcal{B} = \{b_1, \dots, b_n\}$ ,則任何<mark>超過 n 個向</mark> 量形成的集合必為線性相依(linearly dependent)

#### 定理 11:

若向量空間(vector space)V的一個基底(basis)有 n 個向量,則每個基底(basis) 都必須為 n 個向量組成

<證明> 令  $B_1$  為 V 中由 n 個向量形成的基底 (basis)、 $B_2$  為 V 中的其他基底 (basis)

- ∵ B<sub>1</sub>是基底 (basis)
- ∴ B<sub>1</sub> 線性獨立 (linearly independent) 且生成 (span) V
- :: B<sub>2</sub> 是基底 (basis) 而代表必為線性獨立 (linearly independent)
- : 根據定理 10,  $B_2$  的向量數必 ≤ n -(1)
- :: B<sub>2</sub> 是基底(basis)而代表必能生成(span) V
- $: B_2$  的向量數必 ≥ n -(2)

結合 (1)、(2) 可知  $B_2$  的向量數必為 n

### 定義:

若向量空間(vector space)V由一個有限的集合生成(span),則稱為有限維(finite-dimensional),而 V 的維度(dimension)為 dim V,是 V 的基底(basis)的向量數。向量空間  $\{0\}$  的維度(dimension)定義為 0。

若 V 不是由有限的集合生成 (span), 則稱為無限維 (infinite-dimensional)。

## 定理 12:

令 H 為有限維(finite-dimensional)的向量空間(vector space)V。任何 H 中的線性獨立(linearly independent)集合都可被擴充成 H 的基底(basis)。而 H 也是有限維(finite-dimensional)的且  $dim H \leq dim V$ 

# 定理 13:基底定理 (The Basis Theorem)

令 V 為 p 維向量空間(p-dimensional vector space), $p \ge 1$ 。滿足以下任一點的描述的集合皆可自然而然地成為 V 的基底(basis)。

- 1. 任何在 V 中的線性獨立 (linearly independent) 集合,其中集合元素為 p
- 2. 任何在 V 中能夠生成 (span) V 的集合,其中集合元素為 p
- <證明>1. 可由定理 12 得知任何向量空間中的線性獨立集合能擴充為基底,而結合定理 11 說明新的基底維度 = 向量空間維度時即為基底
- 2. 可由定理 5 知能生成 V 的集合中有子集為基底,而結合定理 11 說明新的基底維度
- = 向量空間維度時即為基底

## 定義:

m × n 的矩陣 A 的秩 (rank) 為其行空間 (column space) 的維度 (dimension), 也等 同於軸行 (pivot column)。

m × n 的矩陣 A 的零度 (nullity) 為其零空間 (null space) 的維度 (dimension), 也等 同於自由變數 (free variable) 數量。

$$\{basic\ variable\ \begin{center} \{basic\ variable\ \begin{center$$

#### 定理 14: 秩定理 (The Rank Theorem)

m × n 的矩陣 A 的行空間 (column space) 與零空間 (null space) 的維度 (dimension) 滿足方程式:

$$rank\ A + nullity\ A = A$$
的行數 =  $n$   $rank\ A^T + nullity\ A^T = A^T$ 的行數 =  $A$ 的列數 =  $m$  (  $rank\ A^T = dim\ (Col\ A^T) = dim\ (Row\ A) = dim\ (Col\ A) = rank\ A$  )

## 定理:可逆矩陣定理-續(The Invertible Matrix Theorem - continue)

以下幾點具有等價性(全符合或全不符合,不存在部分符合)

A 是 n x n 的方陣 (square matrix)

- 13. A 的行可構成  $\mathbb{R}^n$  的基底 (basis)
- 14.  $Col A = \mathbb{R}^n$  (A 的行空間等於 $\mathbb{R}^n$ )
- 15. rank A = n
- 16. nullity A = 0
- 17. *Nul*  $A = \{0\}$
- 2.3 定理 8

<證明> 13. 因為 5. 說明其線性獨立且 8. 說明可以生成  $\mathbb{R}^n$ ,所以可構成  $\mathbb{R}^n$  的基底

- 14. 因為 7. 說明 Ax = b, b in  $\mathbb{R}^n$  都有解,所以  $Col A = \mathbb{R}^n$
- 15. 因為 3. 說明 A 有 n 個軸元位置,即 n 個軸行, 秩為 n
- 16. 因為 5. 說明其線性獨立,因此沒有自由變數,則零度為 0
- 17. 因為 16. 說明零度為 0,所以零空間只存在零向量,即  $Nul A = \{0\}$

#### 定理:可逆矩陣定理(The Invertible Matrix Theorem)

以下幾點具有等價性(全符合或全不符合,不存在部分符合)

A 是 n × n 的方陣 (square matrix)

- 1. A 是可逆 (invertible) 矩陣
- 2. A的列等價 (row equivalent) 於 n×n 的單位矩陣

#### A可經由初等列運算轉換為 n×n 的單位矩陣

- 3. A有n個軸元位置 (pivot position)
- 4. Ax = 0 只有平凡解 (trivial solution)
- 5. A 的行構成一個線性獨立 (linearly independent) 的集合
- 6. 線性變換 (linear transformation)  $x \mapsto Ax$  是一對一 (one-to-one)
- 7. 對於任何 **b** in  $\mathbb{R}^n$ ,  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  都有至少一個解
- 8. A 的行生成 (span)  $\mathbb{R}^n$
- 9. 線性變換 (linear transformation)  $x \mapsto Ax$  從  $\mathbb{R}^n$  到  $\mathbb{R}^n$  是滿射 (onto)
- 10. 有一個 n x n 的矩陣 C, 使得 CA=I
- 11. 有一個  $n \times n$  的矩陣 D,使得 AD = I
- 12. A<sup>T</sup>是可逆 (invertible) 矩陣
- 13. A 的行可構成  $\mathbb{R}^n$  的基底 (basis)
- 14.  $Col A = \mathbb{R}^n$  (A 的行空間等於 $\mathbb{R}^n$ )
- 15. rank A = n
- 16. nullity A = 0
- 17.  $Nul\ A = \{0\}$

# 中英對照表

英文	中文
Vector space	向量空間
Subspace	子空間
Subset	子集
Zero subspace	零子空間
Null space	零空間
Column space	行空間
Row space	列空間
Implicit	隱含
Explicit	明確
Kernel	核
Basis	基底
Standard basis	標準基底
Coordinate mapping	座標映射
Isomorphism	同構
Dimension	維度
Finite-dimensional	有限維
Infinite-dimensional	無限維
Rank	秩
Nullity	零度