

高级计量经济学

理论经济学博士课程

Lecture 4: The Geometry of Linear Regression

黄嘉平

工学博士 经济学博士
深圳大学中国经济特区研究中心 讲师

Office	粤海校区汇文楼1510
Email	huangjp@szu.edu.cn
Website	https://huangjp.com

欧氏空间

欧氏空间

Euclidean Space

n 维欧氏空间 E^n 是在 n 维实向量的集合 \mathbb{R}^n 中加入内积

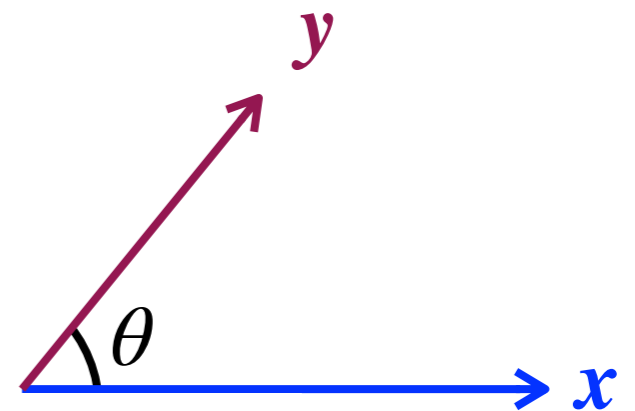
$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y} \equiv \mathbf{x}^\top \mathbf{y} \quad \text{for all } \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$$

E^n 中向量的长度: $\|\mathbf{x}\| = (\mathbf{x}^\top \mathbf{x})^{1/2}$

内积与内角: $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\| \cos \theta$

\mathbf{x}, \mathbf{y} 平行时, 则 $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|$

\mathbf{x}, \mathbf{y} 互相垂直时 (即正交 $\mathbf{x} \perp \mathbf{y}$), 则 $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = 0$



Cauchy-Schwartz inequality: $|\mathbf{x}^\top \mathbf{y}| \leq \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|$ 因为 $-1 \leq \cos \theta \leq 1$

子空间

Subspace

E^n 的子空间也是一个欧氏空间 $E^k, k \leq n$ 。

基底 (basis vectors) 与张成 (span)

若 E^n 中的 n 个向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ 线性独立, 且任意 $\mathbf{y} \in E^n$ 可以写成 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ 的线性结合, 则 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ 被称为 E^n 的基底, E^n 可以由 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ 张成, 记作 $E^n = \mathcal{S}(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$ 。

$\mathcal{S}(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k), \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k \in E^n, k \leq n$, 是由 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k$ 张成的 E^n 的子空间。

当矩阵 $X = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \cdots \ \mathbf{x}_k]$ 时, $\mathcal{S}(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k)$ 被称作 X 的列空间, 记作 $\mathcal{S}(X)$ 。

正交子空间

Orthogonal Subspaces

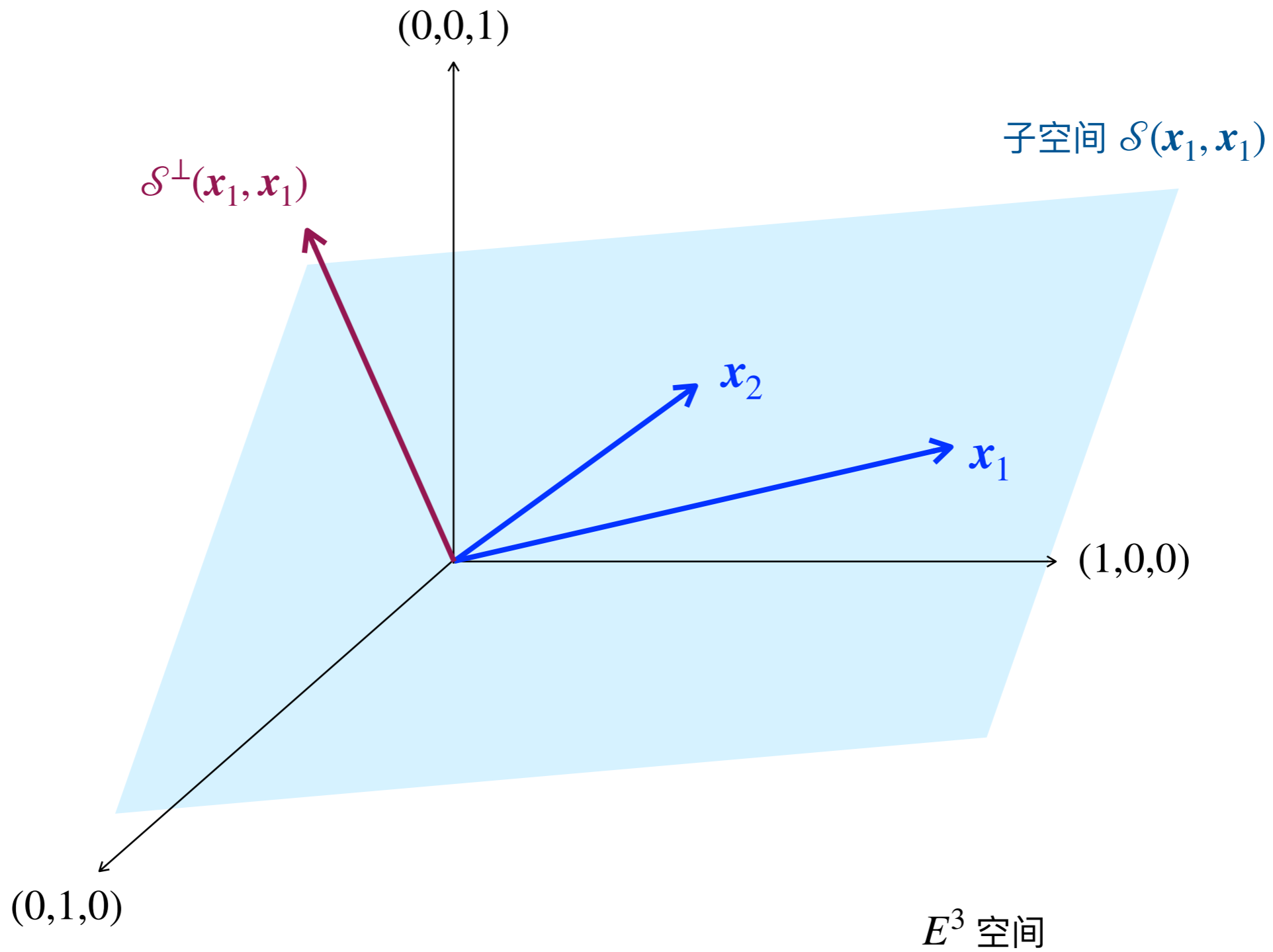
对于 E^n 的两个子空间 S_1 和 S_2 ，若任意 $v_1 \in S_1, v_2 \in S_2$ 的内积为零，则称 S_1 和 S_2 正交。

E^n 中所有和 $\mathcal{S}(X)$ 正交的向量的集合 $\mathcal{S}^\perp(X)$ 被称作 $\mathcal{S}(X)$ 在 E^n 中的正交补空间，即

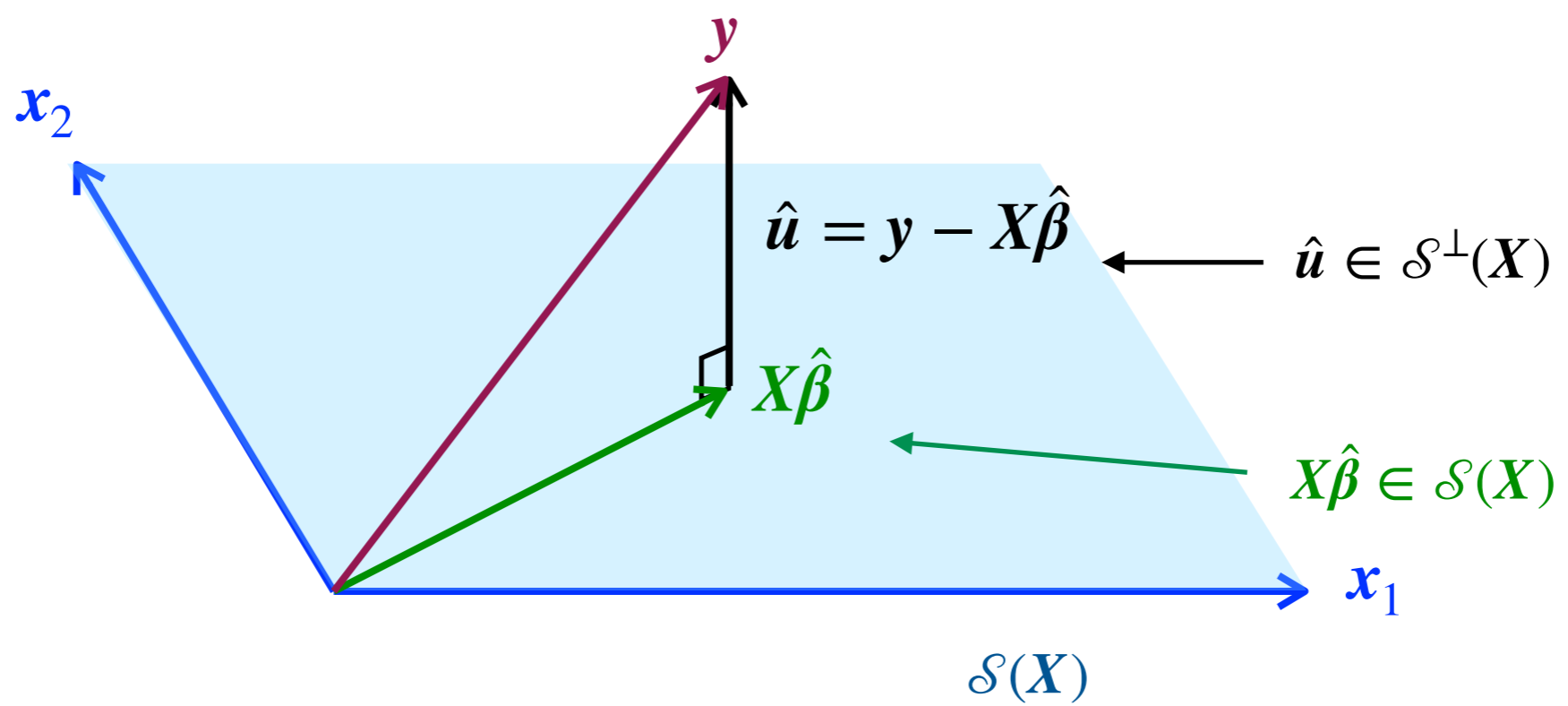
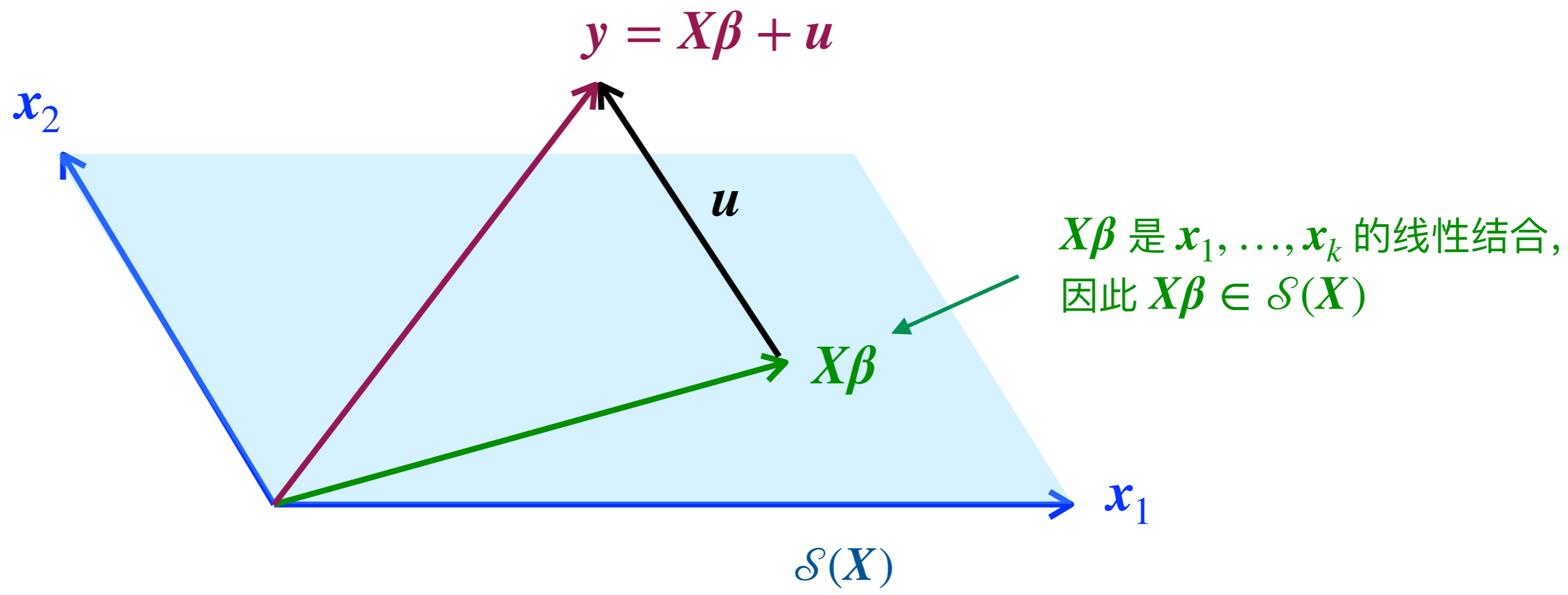
$$\mathcal{S}^\perp(X) = \{y \in E^n \mid y \perp x \text{ for all } x \in \mathcal{S}(X)\}$$

维度：空间的维度等于其基底的数量

$$\dim(E^n) = n, \dim(\mathcal{S}(X)) = k \Rightarrow \dim(\mathcal{S}^\perp(X)) = n - k$$



根据定义，任意的 $a \in \mathcal{S}(X)$ 和任意的 $b \in \mathcal{S}^\perp(X)$ 都满足 $a \perp b$



$\hat{u} \in S^\perp(X)$, 因此 $\hat{u} \perp x_1, \hat{u} \perp x_2$

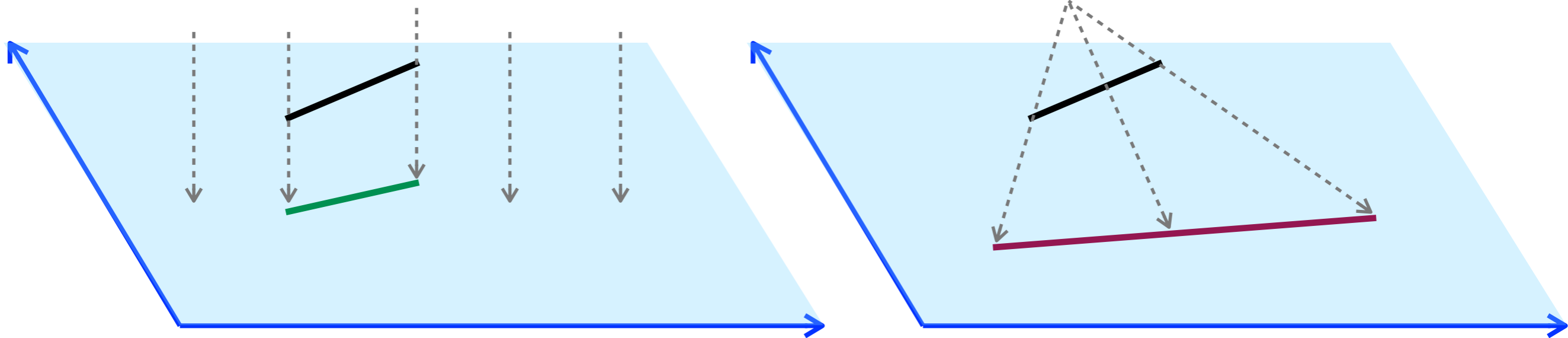
正交投影

正交投影

Orthogonal Projection

投影：将 E^n 中的每一点和其子空间中的一点关联起来的函数，或映射（mapping）。这时要保持原本在子空间中的点不变。

正交投影：将 E^n 的每一点映射到子空间中距离其最近的点。



绿色直线为正交投影

紫色直线为透视投影

投影矩阵

Projection Matrix

$$\begin{aligned}\hat{u} &= y - X\hat{\beta} \\ &= y - X(X^\top X)^{-1}X^\top y \\ &= (I - X(X^\top X)^{-1}X^\top)y\end{aligned}$$

令

$$\begin{aligned}P_X &= X(X^\top X)^{-1}X^\top, \\ M_X &= I - X(X^\top X)^{-1}X^\top = I - P_X\end{aligned}$$

则 $P_X y = X\hat{\beta}$ 为 y 的 OLS 预测值 \hat{y} , $M_X y = \hat{u}$ 为 OLS 残差。

我们可以称 P_X 为投影矩阵, 因其将 y 投影到子空间 $\mathcal{S}(X)$; 称 M_X 为残差生成矩阵 (residual maker), 因其将 y 投影到 $\mathcal{S}^\perp(X)$ 。

投影矩阵的性质

- $P_X X = X(X^\top X)^{-1} X^\top X = X$
- $M_X X = (I - P_X)X = X - X = \mathbf{O}$ (零矩阵)
- P_X 和 M_X 是对称矩阵 注意 $(A^\top)^{-1} = (A^{-1})^\top$
- P_X 和 M_X 是幂等矩阵 (idempotent matrix)

$$P_X^2 = X(X^\top X)^{-1} X^\top X(X^\top X)^{-1} X^\top = X(X^\top X)^{-1} X^\top = P_X$$
$$M_X^2 = (I - P_X)(I - P_X) = I - 2P_X + P_X^2 = I - P_X = M_X$$

- $P_X M_X = M_X P_X = \mathbf{O}$

投影的值域与子空间

P_X 的值域是 $\mathcal{S}(X)$ 整体。 M_X 的值域是 $\mathcal{S}^\perp(X)$ 整体。

1. **值域包含在子空间内**：对于任意的 $y \in \mathbb{R}^n$ ，
 $P_X y = X\hat{\beta}$ 是 X 的列的线性结合，因此 $P_X y \in \mathcal{S}(X)$ ；
 $X^\top M_X y = X^\top M_X^\top y = (M_X X)^\top y = \mathbf{0}$ ，因此 $M_X y \in \mathcal{S}^\perp(X)$ 。
2. **子空间包含在值域内**： $\mathcal{S}(X)$ 中的任意一点 x 都可以写成
 $x = a_1 x_1 + \cdots + a_k x_k = Xa$ ，因为 $P_X x = P_X Xa = Xa = x$ ，所以
 $\mathcal{S}(X)$ 中所有的点都是其自身通过 P_X 得到的像。
 $\mathcal{S}^\perp(X)$ 中的任意一点 z 都满足 $X^\top z = \mathbf{0}$ ，此时
 $M_X z = (I - P_X)z = z - P_X z$ ，因为 $P_X z = X(X^\top X)^{-1}X^\top z = \mathbf{0}$ ，所以
 $M_X z = z$ ，即 $\mathcal{S}^\perp(X)$ 中所有的点都是其自身通过 M_X 得到的像。

其他重要公式

- 标准方程 (normal equation)

$$X^T \hat{u} = \mathbf{0} \Leftrightarrow X^T (y - X\hat{\beta}) = \mathbf{0} \Leftrightarrow X^T X\hat{\beta} = X^T y$$

正交条件

与最小二乘法相同

- 线性模型的正交分解

由定义可知 $P_X + M_X = I$, 因此

$$y = P_X y + M_X y = \hat{y} + \hat{u}$$

通过勾股定理可得 $\|y\|^2 = \|\hat{y}\|^2 + \|\hat{u}\|^2$, 即 TSS = ESS + SSR

独立变量的线性变换

子空间 $\mathcal{S}(X)$ 的基底

$\mathcal{S}(X)$ 可以由不同的基底张成。

令 A 为 $k \times k$ 的非奇异矩阵, 即 $\det(A) \neq 0$, A 可逆, 则

$$XA = X[a_1 \ a_2 \ \dots \ a_k] = [Xa_1 \ Xa_2 \ \dots \ Xa_k]$$

这里每个 Xa_i 都是 $\mathcal{S}(X)$ 中的一点, 因此由 $(Xa_1, Xa_2, \dots, Xa_k)$ 张成的子空间 $\mathcal{S}(XA) \subseteq \mathcal{S}(X)$ 。

任意的 $x \in \mathcal{S}(X)$ 都可以表达为 $x = Xb = XAA^{-1}b = (XA)(A^{-1}b)$, 因此 x 是 XA 的列的线性结合, 即 $x \in \mathcal{S}(XA)$ 。因此 $\mathcal{S}(X) \subseteq \mathcal{S}(XA)$ 。

最终可得 $\mathcal{S}(X) = \mathcal{S}(XA)$ 。

解释变量的线性变换

XA 可以看做线性回归中解释变量的线性变换。变换前后的投影矩阵 P_X 和 P_{XA} 代表同一正交投影。

$$\begin{aligned} P_{XA} &= XA(A^\top X^\top XA)^{-1}A^\top X^\top \\ &= XAA^{-1}(X^\top X)^{-1}(A^\top)^{-1}A^\top X^\top \quad \Rightarrow \quad P_{XA}y = P_Xy \\ &= X(X^\top X)^{-1}X^\top \\ &= P_X \\ \Rightarrow M_{XA} &= M_X, M_{XA}y = M_Xy \\ \Rightarrow \hat{\beta}_{XA} &= (A^\top X^\top XA)^{-1}A^\top X^\top y = A^{-1}(X^\top X)^{-1}(A^\top)^{-1}A^\top X^\top y = A^{-1}\hat{\beta}_X \end{aligned}$$

针对线性回归 $y = X\beta + u$ ，若将解释变量进行线性变换，则变换后的模型 $y = XA\beta + u$ 和原模型的预测值相同，残差相同，但 OLS 估计值 $\hat{\beta}$ 会发生变化。

解释变量的单位转换

由上一页的结论可导出：解释变量的单位转换不影响预测值和残差，但影响系数的估计值。

假设模型包含温度这一解释变量和常数项。温度的单位可以是摄氏 (C) 或华氏 (F)，二者的关系是 $F = 32 + \frac{9}{5}C$ 。令 $\mathbf{1}$ 代表要素为 1 的向量，则

$$[\mathbf{1} \quad F] = [\mathbf{1} \quad C] \begin{bmatrix} 1 & 32 \\ 0 & \frac{9}{5} \end{bmatrix}$$

即以摄氏记录的数据可以通过 $\begin{bmatrix} 1 & 32 \\ 0 & \frac{9}{5} \end{bmatrix}$ 转换为华氏。若摄氏和华氏下的回归系数分别为 $[\beta_1 \quad \beta_2]$ 和 $[\alpha_1 \quad \alpha_2]$ ，则可得 $\beta_1 = \alpha_1 + 32\alpha_2$, $\beta_2 = \frac{9}{5}\alpha_2$ 。