

donde H es la imagen de A . Se ilustrará esto con una gráfica para el caso de $n = 3$.

En \mathbb{R}^3 la imagen de A será un plano o una recta que pasa por el origen (ya que éstos son los únicos subespacios de \mathbb{R}^3 de dimensión uno o dos). Vea la figura 6.5. El vector que minimiza se denota por \mathbf{u} . De la figura (y del teorema de Pitágoras) se deduce que $\|\mathbf{y} - A\mathbf{u}\|$ es mínima cuando $\mathbf{y} - A\mathbf{u}$ es ortogonal a la imagen de A .

Es decir, si $\bar{\mathbf{u}}$ es el vector que minimiza, entonces para todo vector $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2$

$$A\mathbf{u} \perp (\mathbf{y} - A\bar{\mathbf{u}}) \quad (6.2.5)$$

Usando la definición de producto escalar en \mathbb{R}^n , se encuentra que (6.2.5) se vuelve

$$\begin{aligned} A\mathbf{u} \cdot (\mathbf{y} - A\bar{\mathbf{u}}) &= 0 \\ (A\mathbf{u})^T(\mathbf{y} - A\bar{\mathbf{u}}) &= 0 && \text{fórmula (2.5.6)} \\ (\mathbf{u}^T A^T)(\mathbf{y} - A\bar{\mathbf{u}}) &= 0 && \text{teorema 2.5.1 ii)} \end{aligned}$$

o

$$\mathbf{u}^T (A^T \mathbf{y} - A^T A \bar{\mathbf{u}}) = 0 \quad (6.2.6)$$

La ecuación (6.2.6) se cumple para todo $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2$ sólo si

$$A^T \mathbf{y} - A^T A \bar{\mathbf{u}} = 0 \quad (6.2.7)$$

Al despejar $\bar{\mathbf{u}}$ de (6.2.7) se obtiene

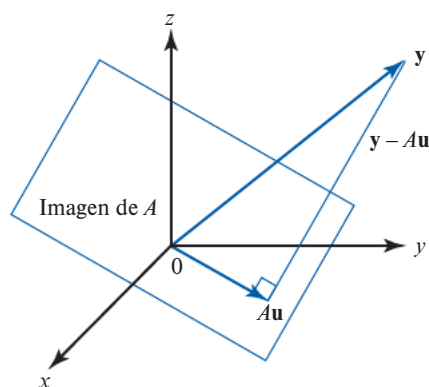


Figura 6.5

$\mathbf{y} - A\mathbf{u}$ es ortogonal a $A\mathbf{u}$.

Solución al problema de mínimos cuadrados para un ajuste por línea recta

Si A y \mathbf{y} son como se definieron en (6.2.3), entonces la recta $y = mx + b$ da el mejor ajuste (en el sentido de mínimos cuadrados) para los puntos $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ cuando

$$\begin{pmatrix} b \\ m \end{pmatrix} = \bar{\mathbf{u}} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{y} \quad \mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad (6.2.8)$$

Aquí se ha supuesto que $A^T A$ es invertible. Éste siempre es el caso si los n datos no son colineales. La demostración de este hecho se deja para el final de esta sección.