

Análisis Matemático para Inteligencia Artificial

Verónica Pastor (vpastor@fi.uba.ar),
Martín Errázquin (merrazquin@fi.uba.ar)

Especialización en Inteligencia Artificial

9/9/2022

El mundo del Data Science y las competencias de Machine Learning cobraron mucha relevancia con la **competencia de Netflix**, que prometía **1M USD** a quien pudiera obtener una performance de un 10% por sobre su algoritmo de base para el problema de recomendación de películas.

En este contexto surgió una nueva variante de modelo en base a factorización de matrices.

¿Lo interesante? Con las dos clases de AM ya nos alcanza para entenderlo!

$$v^* = \left(\sum_{i \in \mathcal{U}_j} u_i^T u_i + \lambda I_k \right)^{-1} \left(\sum_{i \in \mathcal{U}_j} u_i^T r_{ij} \right)$$

Llamo $A = \sum_{i \in \mathcal{U}_j} u_i^T u_i + \lambda I_k$ ¿es simétrica?
 Sí, es simétrica. $\left(\begin{matrix} u_1^2 & u_2^2 & \dots & u_n^2 \\ u_1^2 & u_2^2 & \dots & u_n^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_n^2 & u_n^2 & \dots & u_n^2 \end{matrix} \right)$ simétrico.

Recordar
 B es simétrica
 $B = B^T$
 $B = C + D$
 $B^T = (C + D)^T = C^T + D^T$

¿Por qué funciona la inversa? (1/2)

Demostremos que:

*A es def. positiva si es
→ simétrica y $x^T A x > 0, \forall x \neq 0$*

→ Si $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ es una matriz definida positiva, entonces es invertible:

Dem.: (por método del absurdo)

Supongamos que el determinante de A es cero, y llegaremos a una solución absurda.

Si $\det(A) = 0$ y queremos resolver un sistema $Ax = 0$ significa que además de la solución trivial hay infinitas soluciones, es decir $\text{rango}(A) < n$, entonces

$$\exists \tilde{x} \neq 0 : \underline{A\tilde{x} = 0} \Rightarrow \tilde{x}^T A \tilde{x} = \tilde{x}^T \underline{0} = 0 \quad \checkmark$$

y entonces no se cumple que $\tilde{x}^T A \tilde{x} > 0$.

¿Por qué funciona la inversa? (2/2)

Demostremos que:

$A = x \cdot x^T + \lambda I_k$ es definida positiva, es decir, $y^T A y > 0$, $\forall y \in \mathbb{R}^k - \{0\}$

ya vimos q es simétrica

Dem.: Sea $y \in \mathbb{R}^k - \{0\}$

$$y^T (x \cdot x^T + \lambda I_k) y = \underbrace{y^T x}_{\text{escalar}} \underbrace{x^T y}_{\text{escalar}} + y^T \lambda I_k y$$

(recordemos que el p.i. es $\langle u, v \rangle = \underline{u^T v}$), prop. asociativa,

$$\langle y, x \rangle \langle x, y \rangle + \lambda \langle \underline{y, y} \rangle = \langle x, y \rangle^2 + \lambda \|y\|^2 > 0.$$

por el modo de la (normalización)

$\therefore x \cdot x^T + \lambda I_k$ es definida positiva.

Proyección Ortogonal

Proyección

Sea \mathbb{V} un EV y $S \subset \mathbb{V}$ un SEV. Una transformación lineal $\Pi : \mathbb{V} \rightarrow S$ es una proyección si $\underline{\Pi^2} = \underline{\Pi \circ \Pi} = \underline{\Pi}$ *idempotencia*

Esto significa que la matriz de transformación asociada a la proyección cumple con la propiedad de idempotencia: $[\Pi]^2 = [\Pi]$.

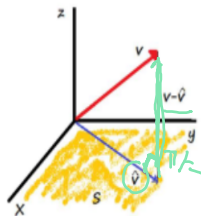
Proyección Ortogonal

Dado \mathbb{V} un EV con p.i. y $S \subset \mathbb{V}$ un SEV, el objetivo es dado $v \in \mathbb{V}$ hallar $\tilde{v} \in S$ que sea “lo más parecido posible” a v .

$$\tilde{v} \in S : \tilde{v} = \arg \min_{s \in S} \|v - s\|$$

Además vale que $\langle \underline{v - \tilde{v}}, \underline{s} \rangle = 0, \forall s \in S$

Obs: La ortogonalidad de la proyección tiene que ver con el p.i. que se use.



Teorema de proyección

Sea \mathbb{V} un EV de dimensión finita con p.i. $\langle \cdot, \cdot \rangle$, S un SEV. Dado $v \in \mathbb{V}$ existe un único $\tilde{v} \in S$ tal que

$$\|v - \tilde{v}\| \leq \|v - u\|, \quad \forall u \in S$$

¿Cómo hallar la proyección?

Sea \mathbb{V} un EV de dimensión n con p.i. $\langle \cdot, \cdot \rangle$, y $S \subset \mathbb{V}$ un SEV, $\dim(S) = m \geq 1$, y sea $B = \{s_1, \dots, s_m\}$ una BON de S . Buscamos encontrar la proyección de $\tilde{v} \in S$ de $v \in \mathbb{V}$ ($\tilde{v} = \Pi_S(v)$).

Como $\tilde{v} \in S$, $\tilde{v} = \sum_{i=1}^m \alpha_i s_i \Rightarrow$ busco los coeficientes que minimizan $\|v - \sum_{i=1}^m \alpha_i s_i\|$. El problema puede escribirse como:

$$\Pi_S(v) = \sum_{i=1}^m \alpha_i s_i = B\alpha, \quad B = [s_1, \dots, s_m], \quad \alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_m]^T$$

Handwritten notes:
- B is labeled "matriz" (matrix).
- s_1 is labeled "vector s_1 ".

¿Cómo hallar la proyección?

Como por definición $\langle v - \Pi_S(v), s \rangle = 0, \forall s \in S$, debo resolver el siguiente sistema de ecuaciones:

$$\begin{cases} \langle v - \Pi_S(v), s_1 \rangle = 0 \\ \vdots \\ \langle v - \Pi_S(v), s_m \rangle = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} s_1^T (v - B\alpha) = 0 \\ \vdots \\ s_m^T (v - B\alpha) = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{pmatrix} -s_1^T \\ \vdots \\ -s_m^T \end{pmatrix} (v - B\alpha) = 0$$

Lo se quiere encontrar
Forma Matricial

$$B^T(v - B\alpha) = 0 \Leftrightarrow B^T v = B^T B \alpha \Leftrightarrow \alpha = (B^T B)^{-1} B^T v$$

$P_{\Pi_S} = B(B^T B)^{-1} B^T$
 $\det(B) \neq 0 \Rightarrow \exists (B^T B)^{-1}$

Observación: Si B es una BON entonces $P_{\Pi_S} = BB^T$.

Aplicación: Cuadrados Mínimos

Supongamos que tenemos un sistema sobredeterminado de la forma:

$$Ab = y, \quad A \in \mathbb{R}^{m \times n}, \quad b \in \mathbb{R}^n, \quad y \in \mathbb{R}^m, \quad m > n.$$

b es la solución de cuadrados mínimos

Como $m > n$, puede que no exista b que satisfaga todas las m ecuaciones, entonces busco la solución que más se acerque (busco $\text{Proy}_{\text{Col}(A)}y$)

$$b = (A^T A)^{-1} A^T y \Rightarrow P = A(A^T A)^{-1} A^T$$

$\dim \text{EC}(A)$
↓
espacio
columna

Ya vimos que el ajuste por cuadrados mínimos funciona en la teoría, ahora veámoslo funcionar en la práctica!