



Curso de Álgebra Lineal Aplicada para Machine Learning

¡No te rindas!

Necesitas una **calificación mínima de 9.0** para aprobar.

Vuelve a intentarlo en 05 horas, 45 minutos, 04 segundos

8.75

Calificación

14 / 16

Aciertos

1. Al aplicar una matriz a un vector lo que obtenemos es:

Un vector transformado linealmente.



2. Un autovector de una matriz de 2x2 es aquel que cuando le aplico la matriz al autovector:

Su dirección no cambia.



3. Dada la matriz $\begin{bmatrix} 3 & 4 \\ 3 & 2 \end{bmatrix}$, ¿Cuáles son sus autovalores y autovectores asociados?

autovector_1 = [0.8, 0.6] autovalor_1 = 6 autovector_2 = $[-\frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2}]$ autovalor_2 = -1



4. Una matriz A cuadrada a la que puedo calcularle sus autovalores y autovectores asociados se puede descomponer como:

`autovectores.dot(np.diag(autovalores)).dot(autovectores.T)`



5. Una matriz A no cuadrada, ¿Cuándo se puede descomponer?

Siempre, podemos usar la descomposición en valores singulares (SVD).



6. Una forma simple de visualizar el efecto que la aplicación de una matriz A de 2x2 tiene es:

Graficar el círculo unitario y el círculo unitario transformado.



7. Al descomponer una matriz no cuadrada A por el método SVD obtenemos 3 matrices, U, D, V. Donde podemos interpretar a cada matriz como una transformación que debe ser aplicada en el siguiente orden:

V -> Primera rotación D -> Escala U -> Segunda rotación



8. Usar `np.linalg.svd` para descomponer una matriz por el método SVD nos devuelve 3 objetos U, D, V ¿Qué es D?

Una matriz no cuadrada con los valores singulares en la diagonal.

REPASAR CLASE

9. Cuando importamos una imagen a una matriz usando `np.array(list(imagen.getdata(band=0)), float)` obtenemos:

Un vector con el valor de cada pixel de la imagen.



10. Cuando aplicamos la descomposición SVD a una imagen podemos:

Visualizar la imagen con menor calidad usando $U[:, :1]$, $D[:,1]$ y $V[:,:]$



11. Al descomponer por SVD a una matriz que contiene los pixeles de una imagen podemos reducir su tamaño y consecuentemente la definición al:

Elegir la cantidad de valores singulares que conservaremos.



12. ¿Cuál es la pseudoinversa de Moore Penrose de la matriz?

$\begin{bmatrix} 1 & 2 \end{bmatrix}$

$\begin{bmatrix} 3 & 4 \end{bmatrix}$

$\begin{bmatrix} 5 & 6 \end{bmatrix}$

$\begin{bmatrix} -1.33333333 & -0.33333333 & 0.66666667 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.08333333 & 0.33333333 & -0.41666667 \end{bmatrix}$



13. Dado el sistema de ecuaciones lineales:

$$y = 1 * x + 4$$

$$y = 2 * x + 5$$

$$y = -3 * x + 6$$

¿Cuál es la solución usando la pseudoinversa de Moore Penrose?

$\begin{bmatrix} 0.28571429 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5. \end{bmatrix}$



14. ¿Qué es PCA?

Un método para reducir dimensiones que rotan los ejes.



15. Cuando preparamos nuestros datos para aplicar PCA es importante que estén entre $[0,1]$ o $[-1,1]$ y estandarizarlos (por ejemplo dividir todos los elementos por el máximo valor que pueden tomar nuestros datos) porque:

Mejora la velocidad y el desempeño en memoria del algoritmo.

REPASAR CLASE

16. Usando el algoritmo PCA de la librería `sklearn.decomposition`, ¿cómo especifico que quiero conservar el 80% de la varianza contenida en los datos?

`n_components = 0.80`



REGRESAR