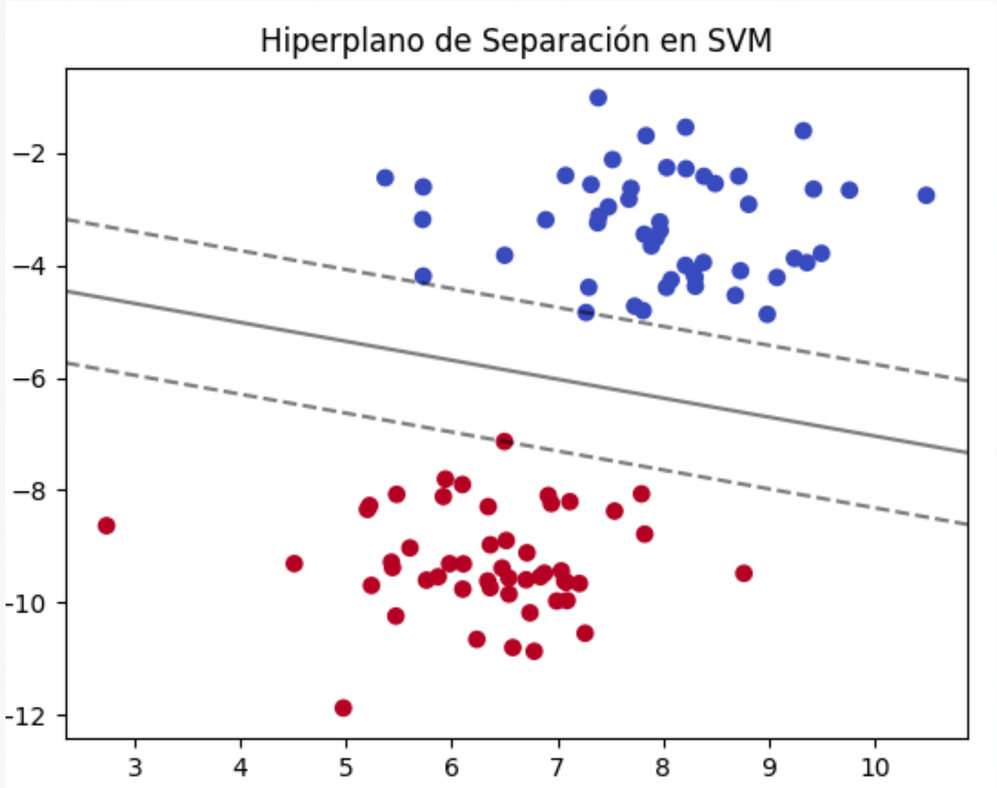
PRODUCTOS INTERNOS, SIMILARIDAD Y EL USO DE KERNELS EN SVM

LUIS EDUARDO ARENAS DESEANO
SISTEMAS INTELIGENTES

INTRODUCCIÓN A SVM

Las máquinas de soporte vectorial (SVM) son modelos de clasificación supervisada que buscan encontrar un **hiperplano óptimo** que separe las clases de datos de la mejor manera posible, maximizando la **margen** entre las clases.



CONCEPTO DE PRODUCTO INTERNO

El producto interno es una operación matemática que mide la similitud entre dos vectores. Si **x** y **y** son dos vectores en un espacio n-dimensional, su producto interno es:

$$x \cdot y = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i$$

Producto interno positivo (vectores similares).
Producto interno cero (vectores perpendiculares, sin relación).
Producto interno negativo (vectores opuestos).

Relación con el Ángulo entre Vectores: El producto interno también se puede expresar como:

$$x \cdot y = \|x\| \|y\| \cos(\theta)$$

donde **θ** es el ángulo entre los vectores. Este resultado significa:

- Si **θ = 0** (vectores paralelos), el producto interno es máximo y positivo.
- Si **θ = 90** (vectores perpendiculares), el producto interno es cero.
- Si **θ > 90** (vectores en direcciones opuestas), el producto interno es negativo.

CONCEPTO DE PRODUCTO INTERNO

El producto interno es una operación matemática que mide la similitud entre dos vectores. Si **x** y **y** son dos vectores en un espacio n-dimensional, su producto interno es:

$$x \cdot y = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i$$

Producto interno positivo (vectores similares).
Producto interno cero (vectores perpendiculares, sin relación).
Producto interno negativo (vectores opuestos).

Relación con el Ángulo entre Vectores: El producto interno también se puede expresar como:

$$x \cdot y = \|x\| \|y\| \cos(\theta)$$

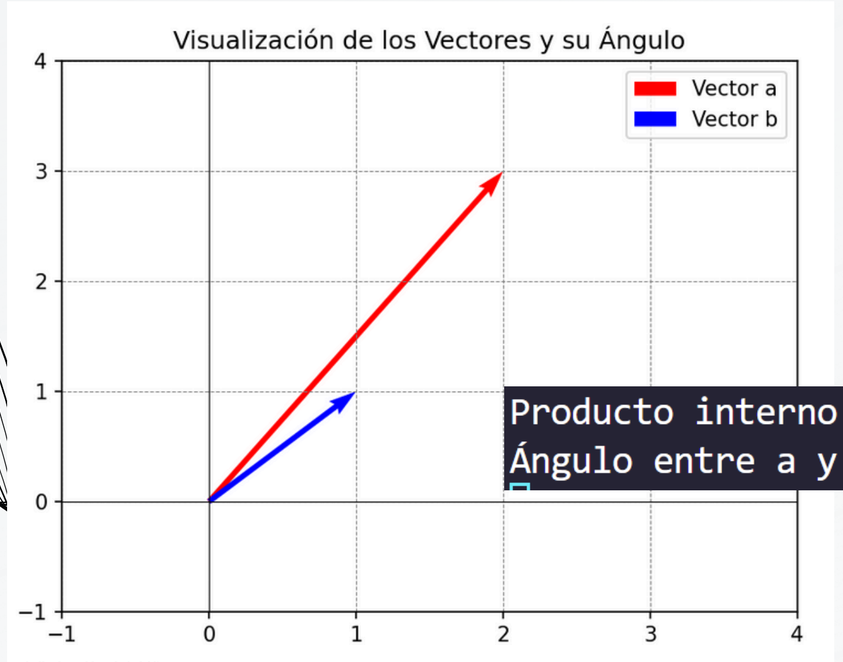
donde **θ** es el ángulo entre los vectores. Este resultado significa:

- Si **θ = 0** (vectores paralelos), el producto interno es máximo y positivo.
- Si **θ = 90** (vectores perpendiculares), el producto interno es cero.
- Si **θ > 90** (vectores en direcciones opuestas), el producto interno es negativo.

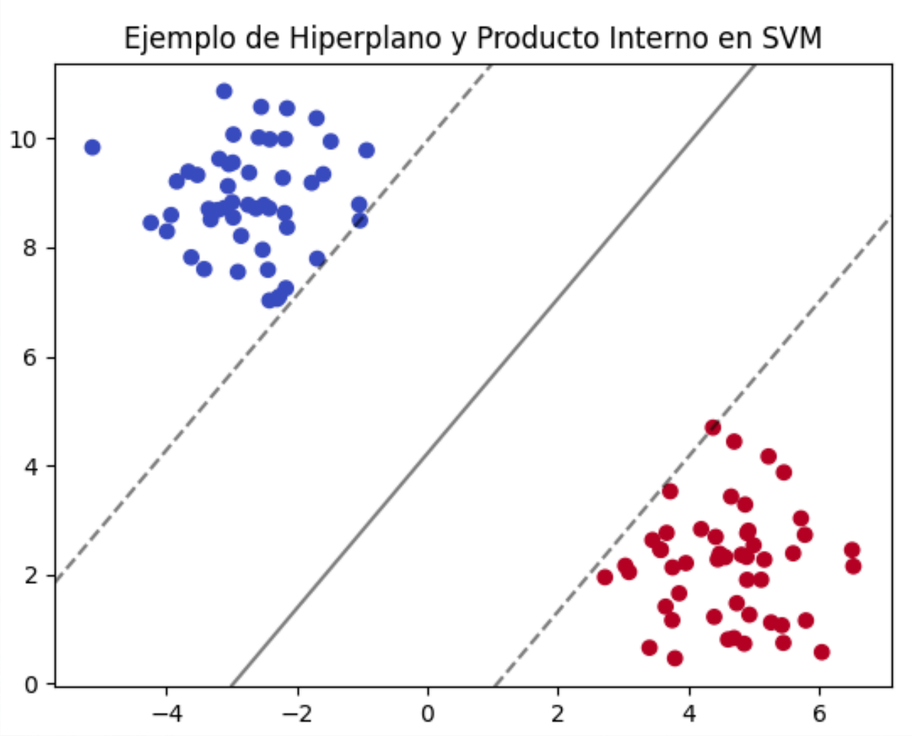
USO DEL PRODUCTO INTERNO EN SVM

El producto interno permite **evaluar qué tan similar es un punto de datos al hiperplano**. En una SVM, los puntos que tienen un producto interno alto con el vector de pesos contribuyen más al proceso de decisión.

Un producto interno mayor implica una influencia más fuerte sobre la clasificación, mientras que uno bajo o cero indica menor influencia.




```
Producto interno (a · b): 5
Ángulo entre a y b: 11.31 grados
```



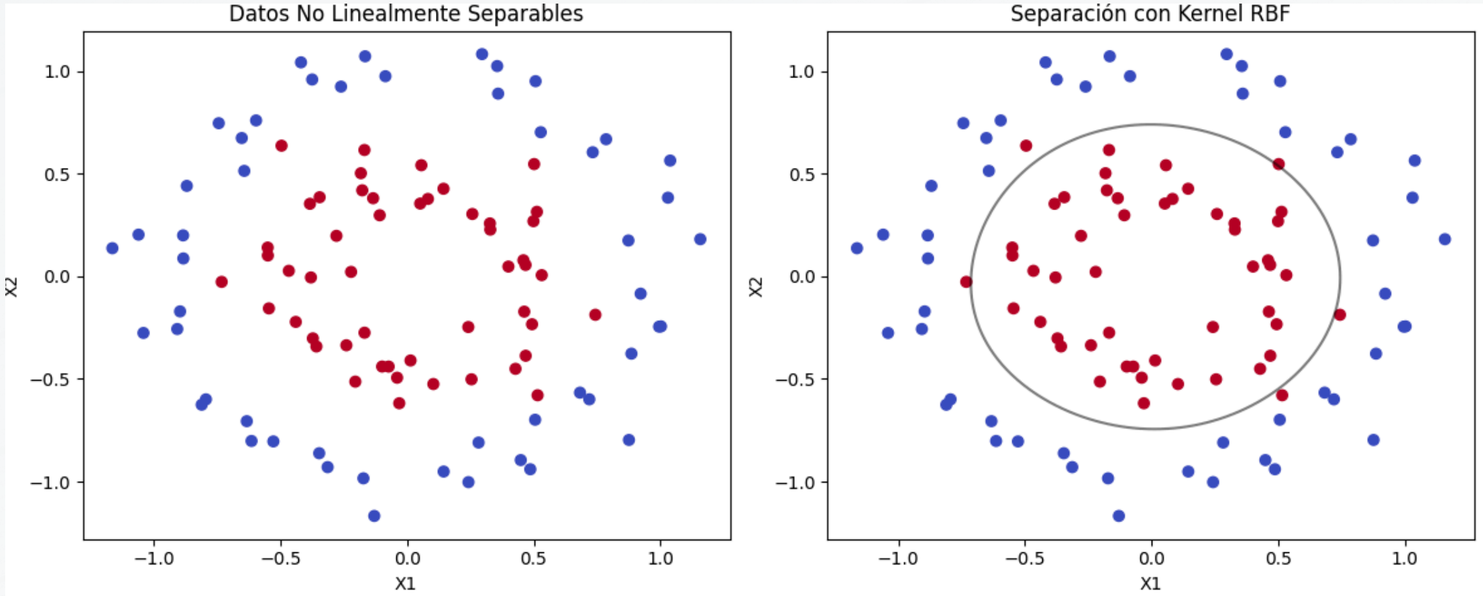
PROBLEMAS NO LINEALES Y EL KERNEL TRICK

En muchos casos, los datos no pueden ser separados linealmente en el espacio original, como en el caso de patrones circulares o complejos.

Utilizando el truco del kernel, las SVM pueden operar en un espacio de mayor dimensión donde los datos son separables.

Esto se logra aplicando una función de kernel que calcula el producto interno en un espacio transformado, permitiendo una separación compleja sin necesidad de realizar la transformación de forma explícita.

Un kernel RBF permite crear una frontera de decisión no lineal que separa los datos en formas complejas.



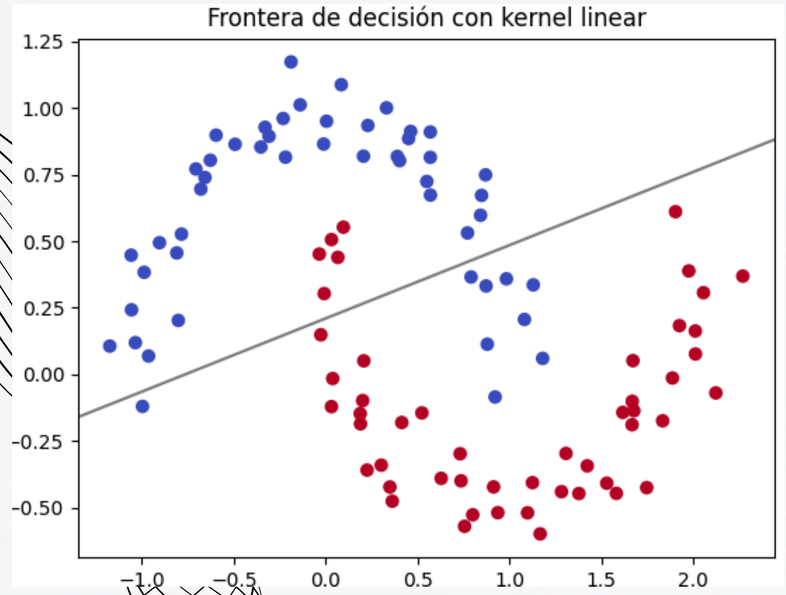
TIPOS DE KERNELS

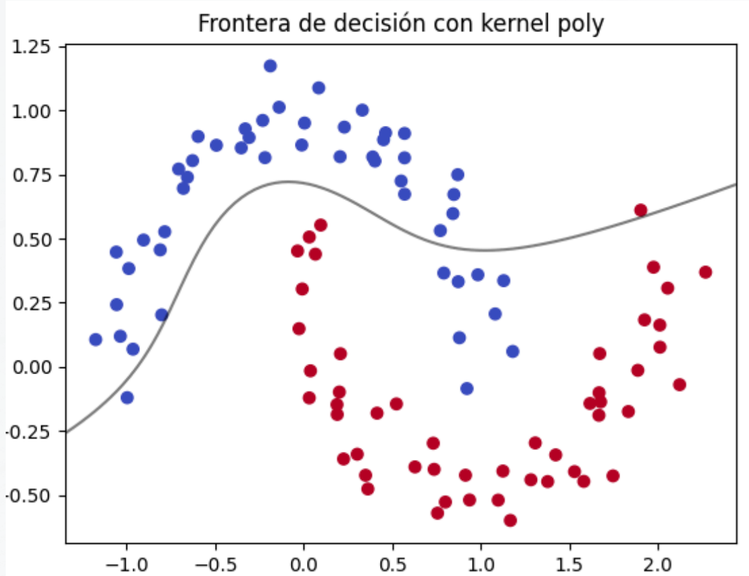
Los kernels permiten a las SVM transformar datos no linealmente separables para encontrar una solución en un espacio superior.

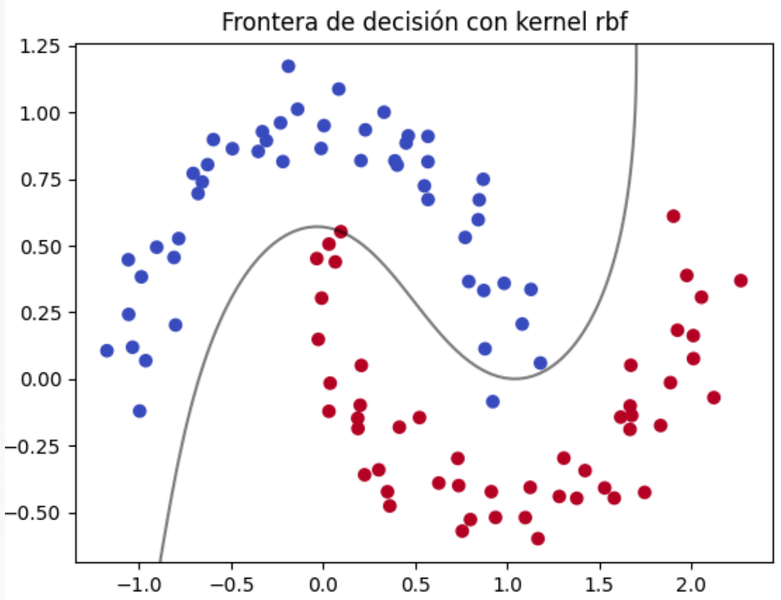
- **Kernel Lineal:** Se utiliza cuando los datos son linealmente separables. Cálculo simple y rápido. (Útil para problemas sencillos)

- **Kernel Polinómico:** Eleva los datos a una potencia mayor, útil para relaciones más complejas. (modelar relacionas mas intincadas sin agregar mas caracteristicas)

- **Kernel RBF (Radial Basis Function):** Basado en la distancia, permite separaciones muy flexibles y es ideal para patrones complejos. (Es el más versátil y ampliamente utilizado, ya que transforma los datos en un espacio de mayor dimensión)



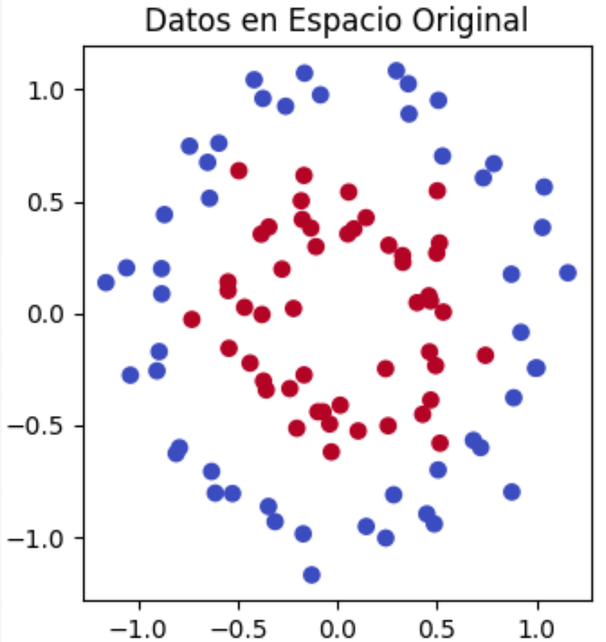


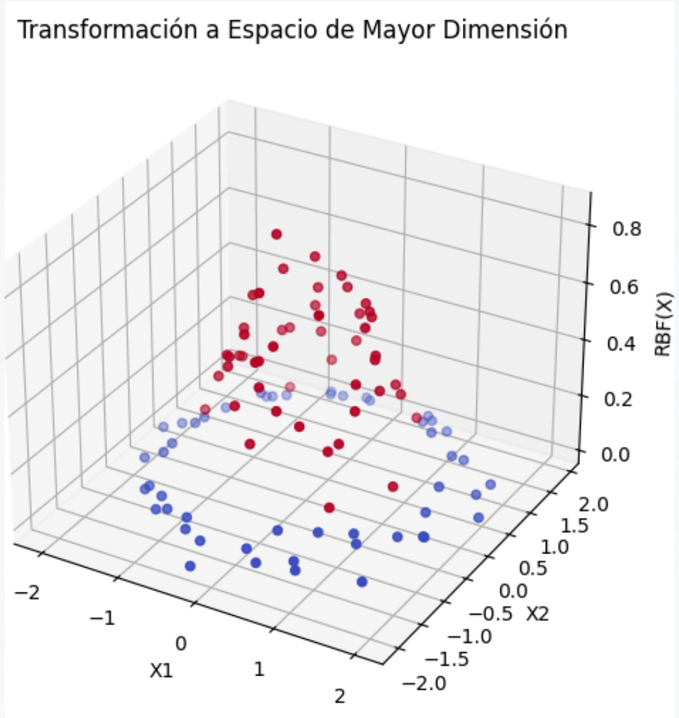


VISUALIZACIÓN DE LA TRANSFORMACIÓN DEL ESPACIO

Cuando usamos un kernel, transformamos los datos desde su espacio original a un espacio de mayor dimensión donde pueden separarse linealmente.

Los datos que no son separables en 2D pueden ser transformados en 3D (o más dimensiones) y separados fácilmente.





THANK'S FOR WATCHING