

# SVM-Máquina de Vectores Soporte

**EQUIPO 2:**

**Liliana Laura Arce Cruz A01366094**  
**Verónica Cisneros A01363654**  
**Zaide Pale Bautista A01363506**

**Presentación de Modelos de Aprendizaje de Máquina**

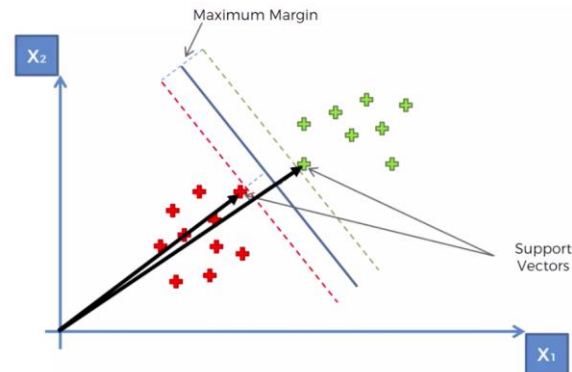
# Introducción al algoritmo SVM

- Algoritmo de aprendizaje automático supervisado.
- Realiza **clasificación**, **regresión** e incluso detección de **valores atípicos**.
- El clasificador lineal SVM funciona trazando una **línea recta entre dos clases**.
- Seleccionará una línea que no solo separe las dos clases, sino que se mantenga lo más alejada posible de las muestras más cercanas.
- SVM construye un hiperplano o **conjunto de hiperplanos** en un espacio de dimensionalidad muy alta (o incluso infinita). Buscando el **óptimo** de forma interactiva, para **minimizar un error**.

**Atributo:** variable predictora

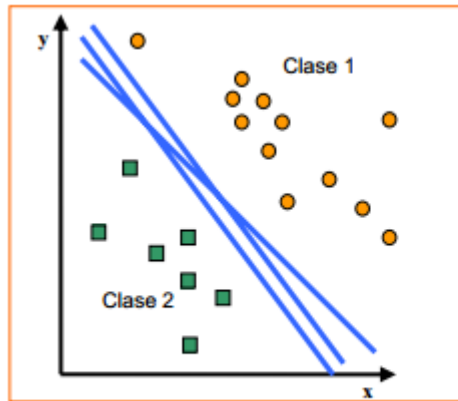
**Característica:** atributo transformado que es usado para definir el hiperplano.

**Vector de soporte:** vector formado por los puntos más cercanos al hiperplano.

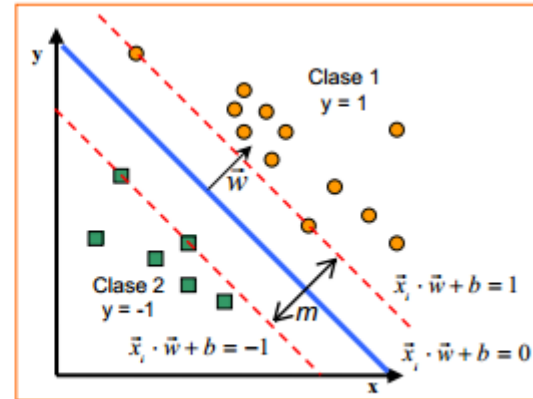


# Introducción al algoritmo SVM

- “Fue diseñado por Vladimir Vapnik y su equipo en los laboratorios AT&T” (Wikipedia, 2020)
- Originalmente se ideó para resolver problemas binarios pero puede resolver problemas con más de dos clases.
- De acuerdo con un conjunto de datos determinado, el algoritmo puede realizar la clasificación y entrenar al equipo para predecir la clase de una nueva muestra.



Posibles hiperplanos de separación

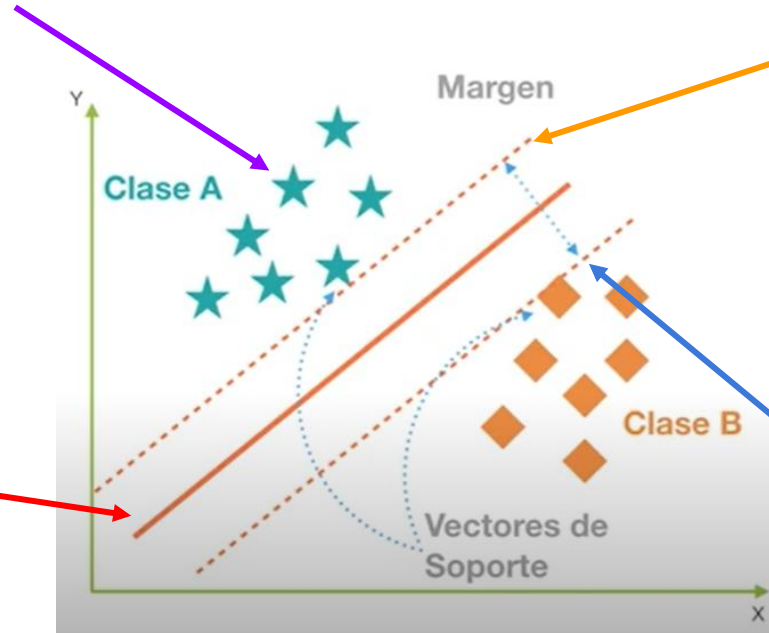


Hiperplano de separación óptimo

# Funcionamiento general del algoritmo

**Vectores de soporte:** son los puntos de datos más cercanos al hiperplano. Definen la línea de separación calculando los márgenes, y la construcción del clasificador.

**Hiperplano:** plano de decisión que separa entre un conjunto de objetos que tienen membresía de clases diferentes. Son infinitos.



**Margen:** espacio entre dos líneas en los puntos más cercanos de la clase. se calcula como la distancia perpendicular desde la línea hasta los vectores de soporte o puntos más cercanos.

Margen mayor entre las clases = buen margen

*Margen duro: cuando son perfectamente separables.*

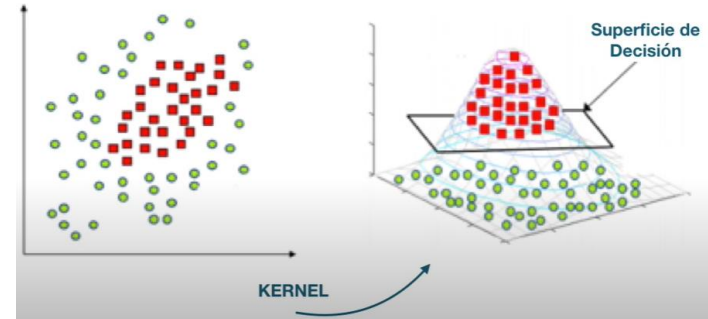
*Margen débil: se permite un error*

## Pasos para generar el mejor hiperplano:

- Se colocan varios hiperplanos que segreguen las clases de la mejor manera.
- Seleccionar el mejor hiperplano con la máxima segregación (sólo uno).
- Si este no es lineal, el algoritmo utiliza un truco del núcleo para transformar el espacio de entrada en un espacio dimensional superior.

\* Se grafica en x y z ( $Z = \text{suma cuadrada de } X \text{ y } Y$ ).

- **Truco Kernel:** transforma un espacio de datos de entrada en una forma requerida.

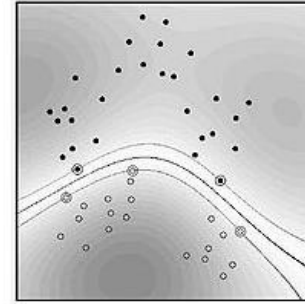


## Pasos para generar el mejor hiperplano:

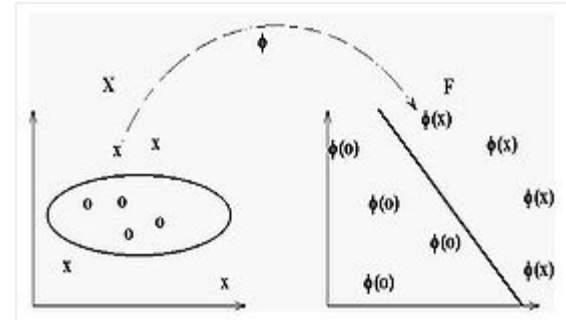
- Se colocan varios hiperplanos que segreguen las clases de la mejor manera.
- Seleccionar el mejor hiperplano con la máxima segregación (sólo uno).
- Si este no es lineal, el algoritmo utiliza un truco del núcleo para transformar el espacio de entrada en un espacio dimensional superior. (*Kernel da solución a esto para la aplicación del algoritmo*)
- Se visualiza el conjunto de datos en varias dimensiones (n) para determinar si los datos pueden o no separarse.

## Tipo de funciones Kernel:

- Perceptron:  $K(x_i, x_j) = ||x_i - x_j||$  ("error-driven learning")



- Polinomial-homogénea:  $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)^n$



# Ventajas

- Eficaz en espacios de grandes dimensiones.
- Buena precisión.
- Todavía eficaz en casos donde el número de dimensiones es mayor que el número de muestras.
- Utiliza un subconjunto de puntos de entrenamiento en la función de decisión (llamada vectores de soporte), por lo que también es eficiente en memoria.
- Versátil: se pueden especificar diferentes funciones del núcleo para la función de decisión. Se proporcionan kernels comunes, pero también es posible especificar kernels personalizados.
- En ciertas modalidades resulta iterativo cuando se cometen errores de clasificación por lo que el algoritmo corrige el error y por lo tanto el modelo se actualiza cada vez que se detectan este tipo de errores de clasificación.

# Desventajas

- No son adecuadas para grandes conjuntos de datos debido a su alto tiempo de formación.
- Funciona mal con clases superpuestas y también es sensible al tipo de núcleo utilizado.
- Los SVMs no proporcionan directamente estimaciones de probabilidad.
- Cuando el conjunto de datos no puede separarse en el plano lineal y es necesario utilizar una función Kernel resulta difícil determinar los Kernel a utilizar.



# Problemas en que se aplica

- Se usan para resolver problemas de clasificación y regresión, pero se diferencian de acuerdo al tipo de variable que se maneja.
  - Cuando la variable sea discreta se llamará clasificación. Por ejemplo clasificar en dos clases (gripe o no) o varias clases (producto “x” a recomendar).
  - Cuando la variable sea continua los llamará regresión. La predicción de los precios de una casa dadas las características de la casa como tamaño, precio, etc. es uno de los ejemplos comunes de regresión.
- Se utiliza una variedad de aplicaciones como la detección de intrusos, clasificación de correos electrónicos, artículos de noticias, páginas web, etc.

# Actividad

- La actividad la pueden consultar también en el siguiente link:  
<https://www.youtube.com/watch?v=ImhjKyc88x0>
- Para más ejercicios de SVM (similares) pueden consultar estos ejemplos:

<https://www.youtube.com/watch?v=sJcYUmseGJQ> (Python)

[https://rpubs.com/Hajer\\_0/169040](https://rpubs.com/Hajer_0/169040) (R)

# Referencias

- , A. A. [Roberto Caride]. (2017, Febrero 23). VM - Ejemplo simple del algoritmo de máquina de soporte vectorial bajo R studio. Recuperado de:  
<https://www.youtube.com/watch?v=ImhjKyc88x0>
- Wikipedia. (2020). Máquinas de vectores de soporte. 2020, Septiembre 22, de Wikipedia Sitio web:  
[https://es.wikipedia.org/wiki/M%C3%A1quinas\\_de\\_vectores\\_de\\_soporte](https://es.wikipedia.org/wiki/M%C3%A1quinas_de_vectores_de_soporte)
- Reveco, C., & Vergara, C.. (2011). Business Intelligence. 2020, Septiembre 22, de ucchile Sitio web: [https://www.u-cursos.cl/diplomados/2011/0/DPIN-T/1/material\\_docente/bajar?id\\_material=383215](https://www.u-cursos.cl/diplomados/2011/0/DPIN-T/1/material_docente/bajar?id_material=383215)

# Gracias

## ¿Preguntas?