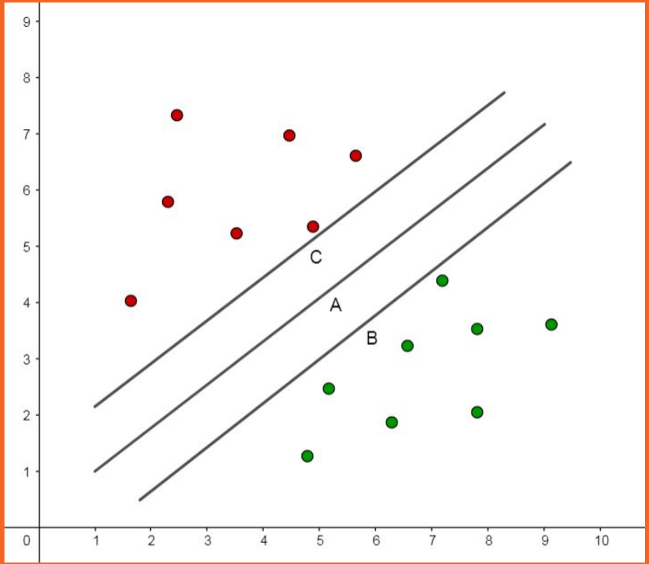
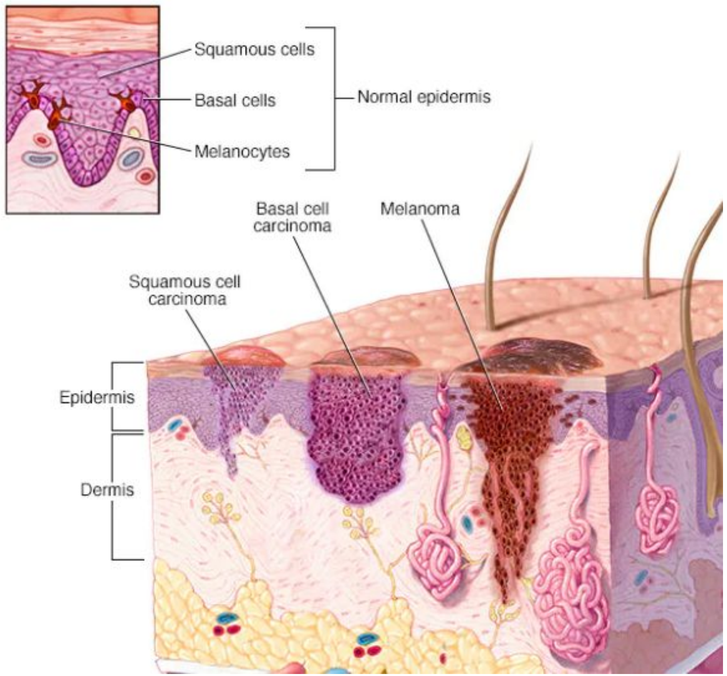
Introducción a la Optimización



Detección y clasificación del cáncer de piel tipo melanoma utilizando Máquinas de vectores de soporte.

Alejandro Martin Salcedo,
David Alexander Nuñez Quintero,
Paula Rodriguez Nempeque.

Presentación del problema



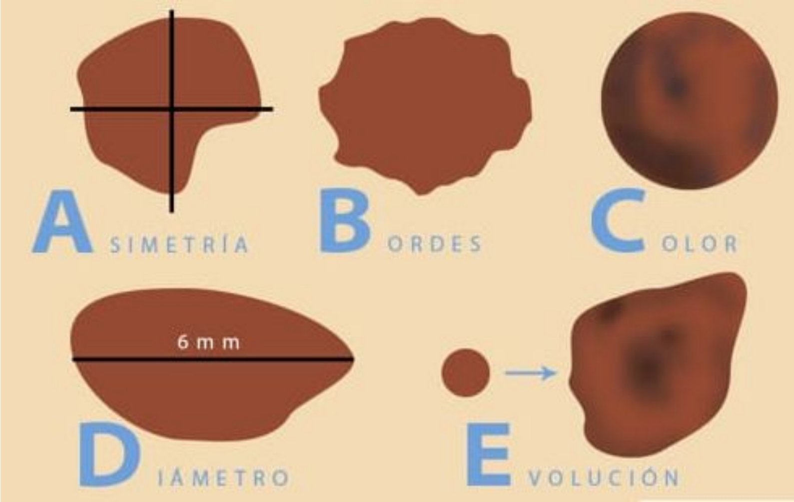
Existen tres tipos principales de cáncer de piel:

- El carcinoma basocelular
- El carcinoma de células escamosas de la piel
- El melanoma

La detección temprana del cáncer de piel brinda mayor probabilidad ~~de q~~ue el tratamiento sea exitoso

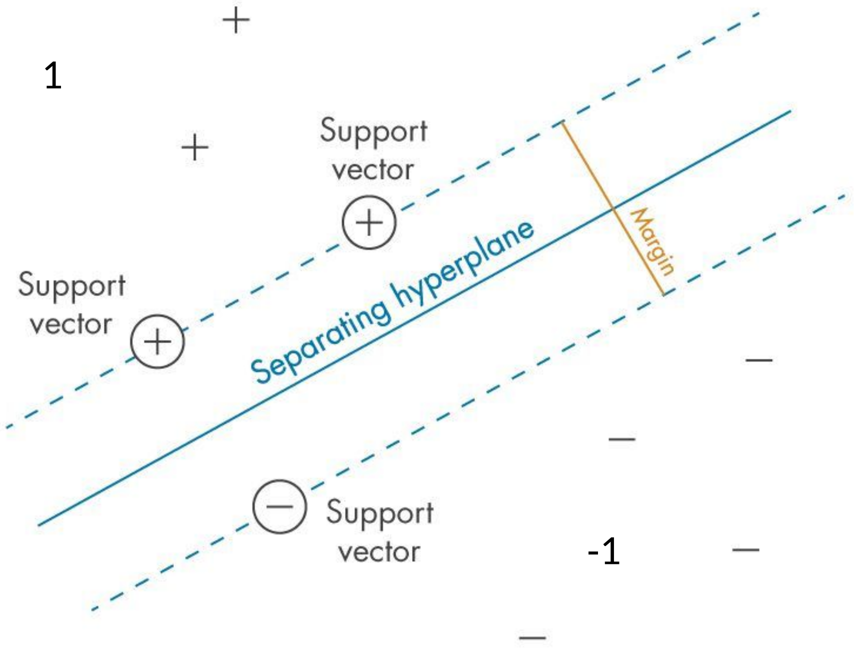
Evaluar crecimiento irregular.

El método ABCDE ayuda a identificar las características inusuales.



- A: Asimetría
- B: Bordes irregulares
- C: Color
- D: Diámetro
- E: Evolución

Presentación del modelo



Máquinas de vectores de soporte (SVM):

- Dado un vector de características de una imagen de una lesión cutánea, se quiere clasificarlo en benigno o maligno.

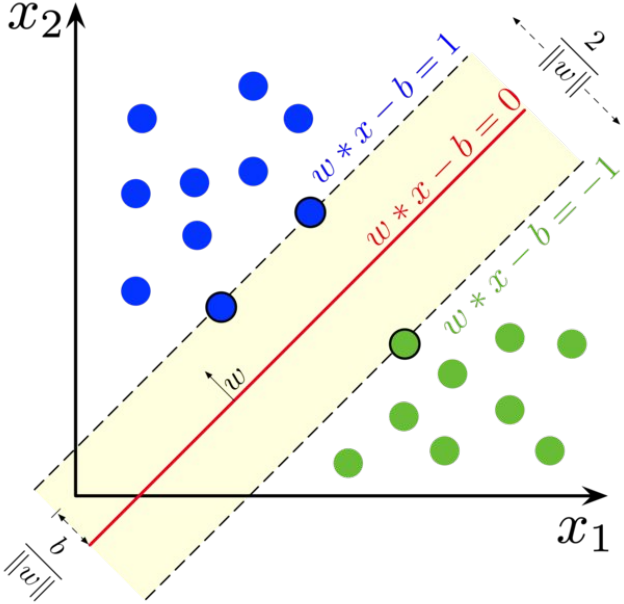
- La idea es encontrar un hiperplano que separe los vectores de acuerdo a sus etiquetas. Este hiperplano debe ser el que mejor separe estos dos grupos en términos de maximizar un margen.

- Para nuevos vectores sea posible clasificarlos de acuerdo a si se encuentran a un lado o al otro del hiperplano.

Margen funcional

$$\zeta_i = y_i(w^T x_i + b)$$

$$w^T x_i + b < 0 \;\; para$$
$$w^T x_i + b > 0 \;\; para$$



$$\begin{aligned} &maximizar\ \zeta \\ &sujeto\ a \\ &y_i(w^T x_i + b) \geq \zeta \;\; para\ i = 1, \ldots n \end{aligned}$$

Maximizar el mínimo de los márgenes para cada x_i

$$\begin{aligned} &\min_{w,b} f(w) = \frac{\|w\|^2}{2} \\ &sujeto\ a \\ &f_i(w) = 1 - y_i(w^T x_i + b) \leq 0 \;\; para\ i = 1, \ldots n \end{aligned}$$

Problema de optimización convexa **QP** donde la función de costo es $f(w)$, la cual es convexa y cuadrática, con n condiciones de desigualdad fi las cuales son funciones afines.

Problema dual

$$\mathcal{L}(w,b,\lambda) = \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^{n} \lambda_i(y_i(w^T x_i + b) - 1) \quad \lambda_i \geq 0$$

$w^* = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i y_i x_i$ bajo la condición $\sum_{i=1}^{n} \lambda_i y_i = 0$

Función dual $g(\lambda)$

$$g(\lambda) = \inf_{w.b} \mathcal{L}(w,b,\lambda)$$
$$= -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} \lambda_i\lambda_j y_i y_j x_i^T x_j + \sum_{i=1}^{n} \lambda_i$$

Problema dual

$$\max_{\lambda} g(\lambda) = -\frac{1}{2}\lambda^T A\lambda + \lambda^T 1$$

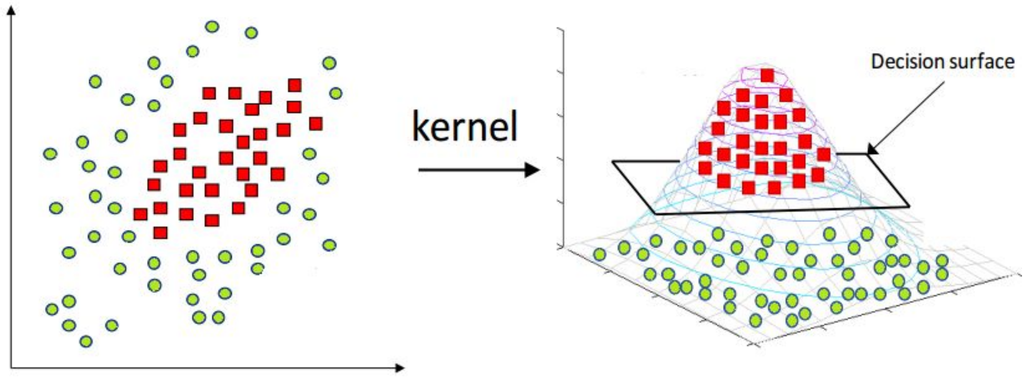
sujeto a

$$\lambda^T y = 0$$

$$\lambda \succeq 0$$

Funciones Kernel:

Es necesario aplicarle una función de kernel de tal manera que transforme nuestro espacio y pueda existir el hiperplano de separación.



$$\max_{\lambda} g(\lambda) = -\frac{1}{2}\lambda^T A \lambda + \lambda^T 1$$

sujeto a

$$\lambda^T y = 0$$

$$\lambda \geq 0$$

$$a_{ij} = y_i y_j K(x_i, x_j).$$

IMPLEMENTACIÓN

Segmentar la imagen para estudiar las características de la lesión

Extracción de las características:

*Parte (A): Usamos la imagen en el formato original RGB para así calcular la densidad de colores específicos en la imagen de la lesión.

*Parte (B): Tratamos con el binario, donde las características de asimetría, irregularidad de los bordes y circulación se obtienen de la imagen binaria.

*Parte (C) : Usamos la imagen de lesión en escala de grises. Aquí hallamos los valores de energía, correlación y homogeneidad.