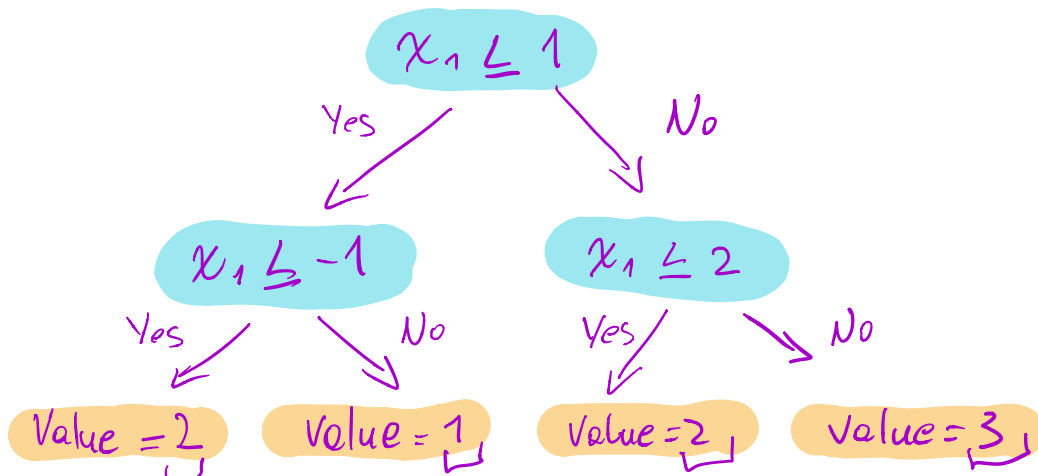


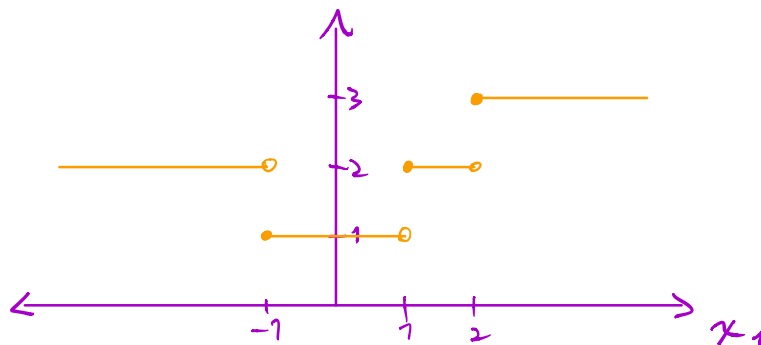
## Árboles de regresión

La idea de usar regresión con un árbol es similar a lo que hacíamos antes, pero en vez de retornar una clase retornamos un valor numérico.

Por ejemplo, el siguiente árbol de decisión en base a  $x_1$  se ve de la siguiente forma:



Represente la siguiente función:

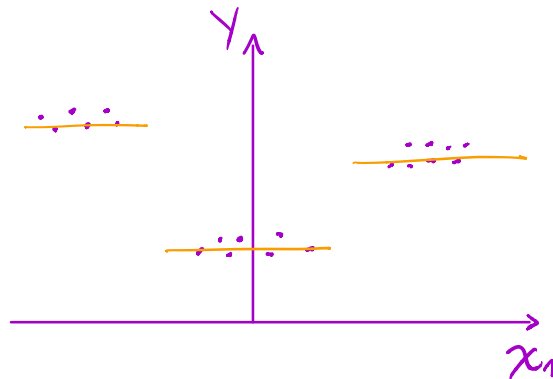


Ahora bien, ¿cómo entrenamos un árbol para regresión? El algoritmo es el mismo, pero en vez de impureza de Gini vamos a usar el MSE:

$$J(k, t_k) = \frac{m_{\text{left}}}{m} \text{MSE}_{\text{left}} + \frac{m_{\text{right}}}{m} \text{MSE}_{\text{right}}$$

Donde  $\text{MSE}_{\text{node}} = \sum_{i \in \text{node}} (\underbrace{\bar{y}_{\text{node}}}_{\substack{\text{Promedio de} \\ \text{los elementos} \\ \text{en el nodo}}} - y_i)^2$

Entonces, según nuestros datos buscamos hacer un "split" que minimice el MSE:



Aquí hay una división que minimiza el MSE y cada parte retorna el promedio

Ojo! Como vimos en el árbol de ejemplo, la feature  $x_1$  aparece en más de un nivel. Esto pasa con las features no binarias en clasificación también

¿Y para más de una variable?

Podemos ir buscando el par  $(k, t_k)$ , con  $k$  feature y  $t_k$  threshold, de forma greedy al igual que antes.

Para evitar el overfitting vamos a:

- 1) Limitar la profundidad del árbol
- 2) Definir el mínimo número de elementos en un nodo para hacer split.

Para entender esto mejor lo vamos a ver en código.