

# Gradiente Descendiente

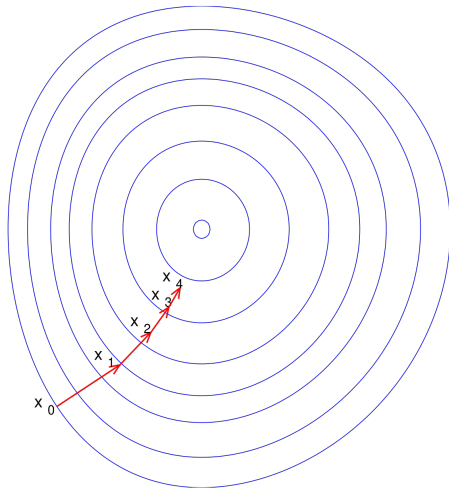
Luis Norberto Zúñiga Morales

21 de agosto de 2022

# Gradiente Descendiente

- Gradiente Descendiente es un algoritmo de optimización iterativo de primer orden.
- Permite encontrar mínimos locales en una función diferenciable.
- La idea básica es dar pasos pequeños en dirección contraria al gradiente.

# Gradiente Descendiente



# Gradiente Descendiente

Requisitos:

- La función debe ser diferenciable.

# Gradiente Descendiente

Requisitos:

- La función debe ser diferenciable.
  - ¿Qué significa que una función sea *diferenciable*?

# Gradiente Descendiente

Requisitos:

- La función debe ser diferenciable.
  - ¿Qué significa que una función sea *diferenciable*?
- La función debe ser convexa.

# Gradiente Descendiente

## Requisitos:

- La función debe ser diferenciable.
  - ¿Qué significa que una función sea *diferenciable*?
- La función debe ser convexa.
  - ¿Qué significa que una función sea *convexa*?

$$f(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) < \lambda f(x_1) + (1 - \lambda)f(x_2)$$

# Gradiente Descendiente

## Ejercicio #1

Dibujen una función diferenciable.



# Gradiente Descendiente

## Ejercicio #1

Dibujen una función diferenciable.

## Ejercicio #2

Dibujen un función convexa y una que no sea convexa.

## Definición: Gradiente

Para  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  su gradiente  $\nabla f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  en un punto  $p = (x_1, \dots, x_n)$  se define como:

$$\nabla f(p) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1}(p) \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n}(p) \end{bmatrix}.$$

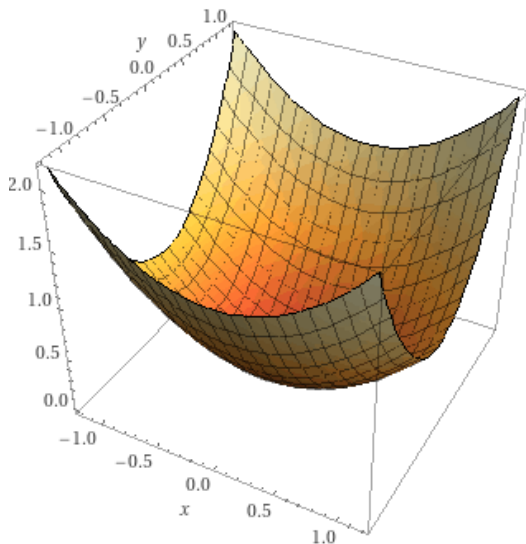
## Ejercicio #3

Determinar al gradiente de la función

$$f(x, y) = 0,5x^2 + y^2$$

en el punto  $p = (5, 5)$ .

# Gradiente Descendiente



# Gradiente Descendiente

## Algoritmo

- Gradiente Descendiente calcula iterativamente el siguiente punto usando el gradiente en el punto en turno.
- Lo escala (razón de aprendizaje).
- Resta este resultado a la posición actual.

# Gradiente Descendiente

## Algoritmo

- Gradiente Descendiente calcula iterativamente el siguiente punto usando el gradiente en el punto en turno.
- Lo escala (razón de aprendizaje).
- Resta este resultado a la posición actual.

### Gradiente Descendiente

$$p_{m+1} = p_m - \eta \nabla f(p_m)$$

# Gradiente Descendiente

## Algoritmo

### Gradiente Descendiente

$$p_{m+1} = p_m - \eta \nabla f(p_m)$$

- El parámetro  $\eta$  permite escalar el valor del gradiente, lo que hace cada paso más grande o más pequeño.

# Gradiente Descendiente

## Algoritmo

### Gradiente Descendiente

$$p_{m+1} = p_m - \eta \nabla f(p_m)$$

- El parámetro  $\eta$  permite escalar el valor del gradiente, lo que hace cada paso más grande o más pequeño.
- En Machine Learning,  $\eta$  es la razón de aprendizaje (*learning rate*).



# Gradiente Descendiente

## Algoritmo

### Gradiente Descendiente

$$p_{m+1} = p_m - \eta \nabla f(p_m)$$

- El parámetro  $\eta$  permite escalar el valor del gradiente, lo que hace cada paso más grande o más pequeño.
- En Machine Learning,  $\eta$  es la razón de aprendizaje (*learning rate*).
  - Si es muy pequeño, tarda más en converger.

# Gradiente Descendiente

## Algoritmo

### Gradiente Descendiente

$$p_{m+1} = p_m - \eta \nabla f(p_m)$$

- El parámetro  $\eta$  permite escalar el valor del gradiente, lo que hace cada paso más grande o más pequeño.
- En Machine Learning,  $\eta$  es la razón de aprendizaje (*learning rate*).
  - Si es muy pequeño, tarda más en converger.
  - Si es muy grande, da saltos grandes, inclusive no llegando a converger.

# Gradiente Descendiente

## Algoritmo

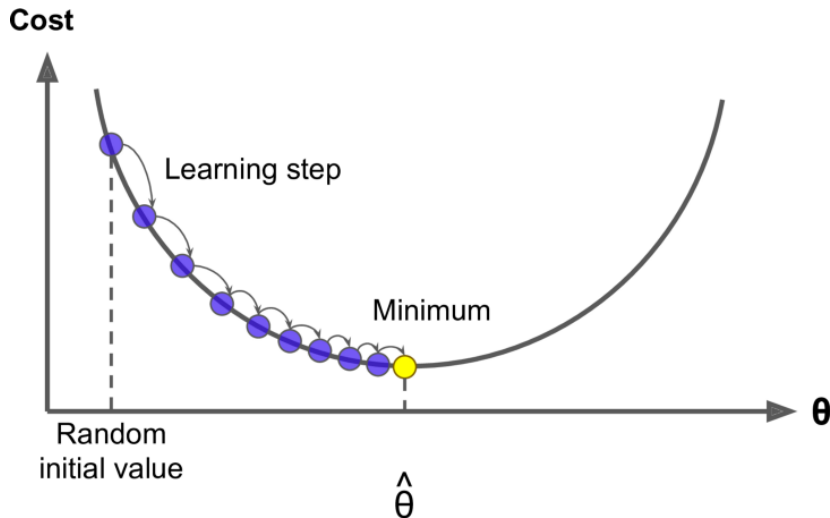
- 1 Elegir un punto de salida (random).
- 2 Calcular el gradiente en ese punto.
- 3 Determinar el nuevo punto según

$$p_{m+1} = p_m - \eta \nabla f(p_m)$$

.

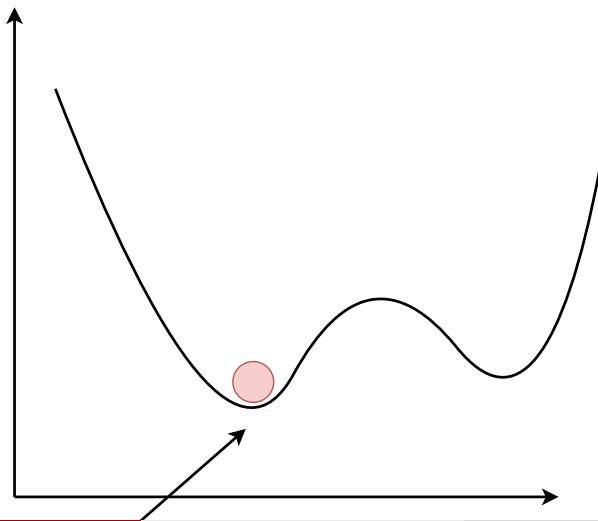
- 4 Condición de paro:
  - Número máximo de iteraciones.
  - El tamaño del paso es menor que un valor de tolerancia.

# Gradiente Descendiente



# Gradiente Descendiente

Ejercicio: Consideren el siguiente estado del gradiente descendiente.  
¿Qué resultaría en la siguiente iteración del algoritmo?



# Consideraciones Prácticas

Una de las preguntas que se pueden realizar es cómo elegir la razón de aprendizaje  $\eta$  ya que no es un parámetro obvio.

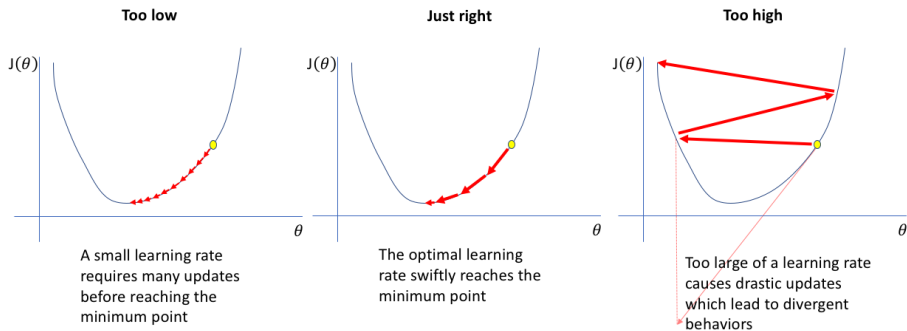
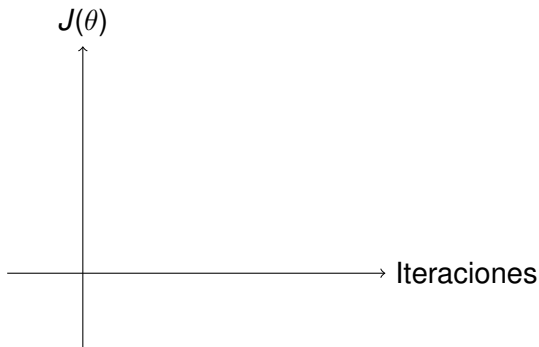


Figura: Efectos de la razón de aprendizaje.

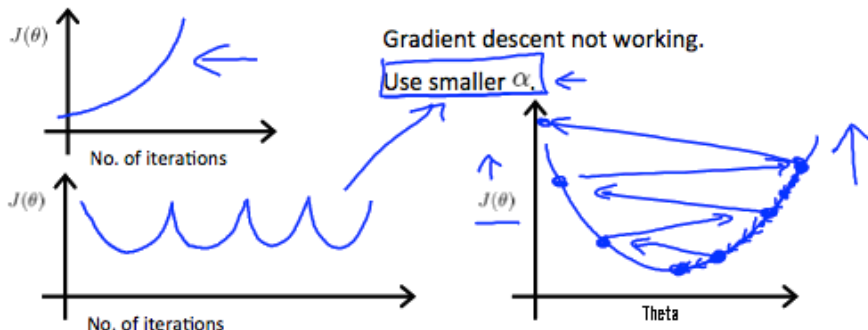
# Consideraciones Prácticas

La mejor forma es graficar diferentes valores de  $\eta$  vs el número de iteraciones.



# Consideraciones Prácticas

**Making sure gradient descent is working correctly.**



- For sufficiently small  $\alpha$ ,  $J(\theta)$  should decrease on every iteration.
- But if  $\alpha$  is too small, gradient descent can be slow to converge.

Figura: Probables problemas con el gradiente descendiente.



## Razón de Aprendizaje

Lo mejor es elegir  $\eta$  pequeño. Si es lo suficientemente pequeño, gradiente descendiente converge. Si es muy pequeño, tarda en converger.

Lo mejor en práctica es utilizar valores iniciales de  $\eta = 0,001, 0,01, 0,1$  y graficar su rendimiento. Aumentar gradualmente (doble o triple) el mejor valor para encontrar un buen parámetro.