

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA

Facultad de Ingeniería



# Ascenso de máxima inclinación y Ascenso óptimo de máxima inclinación

Presentado por:

Edgar Samuel Chavarría Castañón

22055

Guatemala, octubre de 2025

# Índice

1. Marco teórico	2
2. Metodología	2
3. Experimentos	4
4. Resultados	5
5. Discusión	7
6. Conclusiones	8

## 1 Marco teórico

El **gradiente** de una función escalar  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  es el vector que reúne sus derivadas parciales:

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix}.$$

Este vector apunta en la dirección en la que  $f$  crece con mayor rapidez. La razón es que la **derivada direccional** de  $f$  en una dirección unitaria  $u$  se define como

$$D_u f(x) = \nabla f(x)^\top u,$$

y su valor máximo se alcanza cuando  $u$  es paralelo a  $\nabla f(x)$ . Por tanto, el gradiente señala la dirección de **máxima inclinación ascendente**, mientras que  $-\nabla f(x)$  indica el sentido de **descenso más pronunciado**. En optimización, esta propiedad se aprovecha para mover el punto de búsqueda hacia los máximos o mínimos de la función objetivo.

El método de **ascenso de máxima inclinación** se basa en actualizar iterativamente:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k \nabla f(x_k),$$

donde  $\alpha_k$  es el *tamaño de paso*. Existen dos variantes principales según cómo se elija  $\alpha_k$ :

- **Ascenso con paso fijo:** utiliza un valor constante  $\alpha_k = \alpha$  en todas las iteraciones. Es simple y rápido, pero su desempeño depende del valor elegido. Si  $\alpha$  es muy pequeño, el avance es lento; si es muy grande, el método puede divergir.
- **Ascenso con paso óptimo:** calcula un  $\alpha_k$  diferente en cada iteración buscando maximizar  $f(x_k + \alpha \nabla f(x_k))$ . Esta búsqueda puede hacerse por *rejilla*, *búsqueda dorada* o mediante el método de *Newton-Raphson unidimensional*. Aunque es más costoso computacionalmente, permite un avance más estable y eficiente al adaptar el paso al comportamiento local de la función.

En resumen, el ascenso con paso fijo es más sencillo pero sensible al valor de  $\alpha$ , mientras que el paso óptimo mejora la convergencia al costo de un mayor esfuerzo de cálculo por iteración.

## 2 Metodología

### Función objetivo y gradiente

Se trabaja con

$$f(x, y) = \sin(x) \cos(y) + \frac{x^2 + y^2}{10}, \quad \nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} \cos(x) \cos(y) + 0.2x \\ -\sin(x) \sin(y) + 0.2y \end{bmatrix}.$$

La actualización general en ambas variantes es

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \nabla f(\mathbf{x}_k),$$

con paro por  $\|\nabla f(\mathbf{x}_k)\| < 10^{-4}$  o  $k \geq 200$ .

### Ascenso con paso fijo (ascenso\_paso\_fijo)

- **Idea:** usar un tamaño de paso constante  $\alpha > 0$  en todas las iteraciones:  $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha \nabla f(\mathbf{x}_k)$ .
- **Programación:** en cada iteración se evalúa  $g_k = \nabla f(\mathbf{x}_k)$ , se actualiza  $\mathbf{x}_{k+1}$  y se registra la trayectoria  $\{\mathbf{x}_k\}$  y los valores  $\{f(\mathbf{x}_k)\}$ .
- **Costo/propiedades:** muy barato por iteración, pero sensible a la elección de  $\alpha$  (pequeño  $\Rightarrow$  lento, grande  $\Rightarrow$  posible inestabilidad).

### Ascenso de máxima inclinación con paso óptimo (ascenso\_paso\_optimo)

En cada iteración se elige  $\alpha_k$  que *maximiza* la función unidimensional

$$\phi(\alpha) = f(\mathbf{x}_k + \alpha \nabla f(\mathbf{x}_k)), \quad \alpha \in [0, \alpha_{\text{máx}}],$$

mediante **una** de las siguientes búsquedas lineales (seleccionable con `mode`):

- (a) **Rejilla fina** (`mode="grid"`): muestrea  $n$  puntos equiespaciados en  $[0, \alpha_{\text{máx}}]$  y toma  $\alpha_k \in \arg \max_{\alpha \in \{\text{rejilla}\}} \phi(\alpha)$ . Es el método “a mano” del curso; robusto, con costo  $\mathcal{O}(n)$  por iteración.
- (b) **Búsqueda dorada** (`mode="golden"`): reduce el intervalo manteniendo la razón áurea; no usa derivadas de  $\phi$  y alcanza la precisión deseada con costo logarítmico en el ancho final del intervalo.
- (c) **Newton–Raphson 1D** (`mode="newton"`): usa derivadas numéricas centralizadas  $\phi'(\alpha)$  y  $\phi''(\alpha)$  y actualiza  $\alpha^{(t+1)} = \alpha^{(t)} - \phi'(\alpha^{(t)})/\phi''(\alpha^{(t)})$ , con proyección a  $[0, \alpha_{\text{máx}}]$  y respaldo automático a rejilla si  $\phi''$  es muy pequeña. Suele requerir pocas evaluaciones cuando  $\phi$  es bien comportada.

La función unificada registra la trayectoria, los valores de  $f$  y la secuencia  $\{\alpha_k\}$ , además de la norma del gradiente y la causa de paro.

**Exportación y visualización.** Se generan dos CSV: (i) `iteraciones_todos.csv` con el historial por iteración y (ii) `resumen_experimentos.csv` con el estado final de cada corrida. Las figuras incluyen curvas de nivel con trayectorias y superficies 3D con las rutas.

## 3 Experimentos

### Diseño experimental

El objetivo es comparar el comportamiento entre **ascenso con paso fijo** y **ascenso con paso óptimo** (con diferentes búsquedas lineales) manteniendo la misma función objetivo y criterios de paro.

### Puntos iniciales

Se evaluaron cuatro condiciones de arranque para explorar distintas regiones del paisaje de  $f$ :

$$(-3, 3), \quad (-1, 4), \quad (0, 0), \quad (2.5, -0.5).$$

### Parámetros comunes

- Tolerancia de gradiente:  $\varepsilon = 10^{-4}$ .
- Iteraciones máximas:  $k_{\text{máx}} = 200$ .

### Tratamientos

1. **Paso fijo**: se corrieron  $\alpha \in \{0.01, 0.05, 0.10\}$  para cada punto inicial.
2. **Paso óptimo (una variante a la vez)**: se seleccionó un único esquema de búsqueda lineal por corrida:
  - **Rejilla fina**:  $\alpha_{\text{máx}} = 1.0$  con  $n = 200$  muestras uniformes.
  - **Búsqueda dorada**: intervalo  $[0, 1.0]$ , tolerancia  $10^{-5}$ .
  - **Newton 1D**:  $\alpha_0 = 0.1$ ,  $\alpha_{\text{máx}} = 1.0$ , tolerancia  $10^{-6}$ , con respaldo a rejilla si falla la curvatura.

### Métricas recogidas

Para cada combinación (método, punto inicial y parámetros) se registró:

- trayectoria  $\{\mathbf{x}_k\}$ , valores  $\{f(\mathbf{x}_k)\}$ ,
- (cuando aplica)  $\alpha_k$  seleccionado en cada iteración,
- estado final  $(x^y)$ , valor  $f(x)$ ,  $\|\nabla f(x)\|$  y motivo de paro.

### Archivos y figuras

- **CSV de iteraciones**: `iteraciones_todos.csv`.
- **CSV de resumen**: `resumen_experimentos.csv`.

- **Figuras:** curvas de nivel con trayectorias comparadas y superficies 3D con la ruta de cada método (paso fijo vs. paso óptimo).

## Notas sobre la función evaluada

El término cuadrático positivo de  $f$  induce crecimiento al alejarse del origen; por ello, con un intervalo de búsqueda amplio es frecuente que la maximización de  $\phi(\alpha)$  seleccione el extremo permitido ( $\alpha_{\text{máx}}$ ). Para una comparación justa, se fija el mismo  $\alpha_{\text{máx}}$  en las variantes de paso óptimo y se reportan las trayectorias y estados finales bajo ese límite.

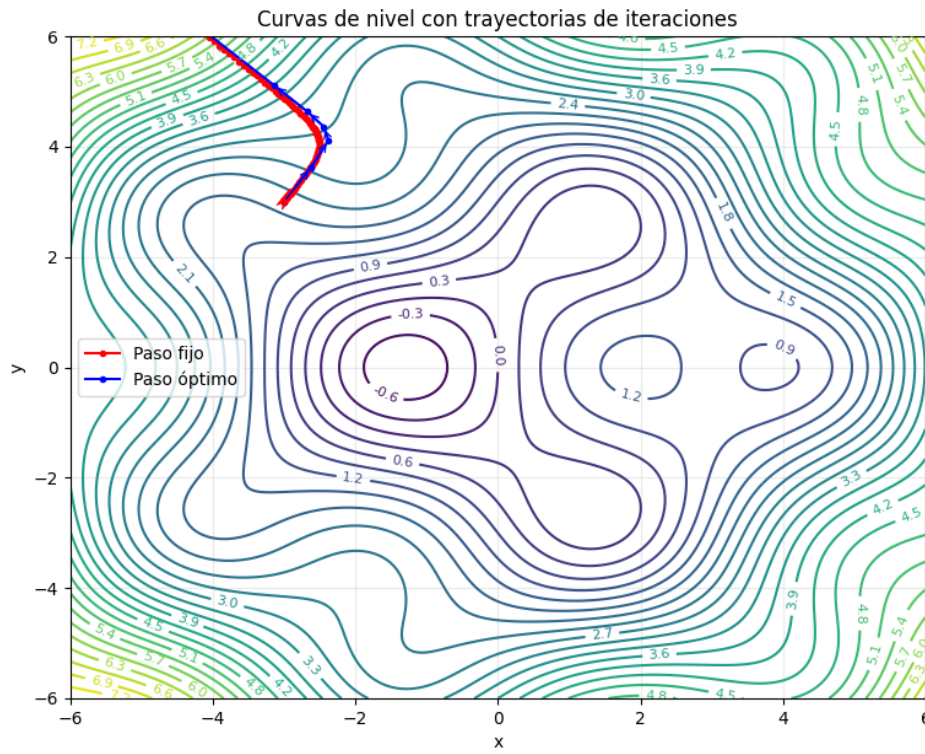
## 4 Resultados

Las Figuras 1, 2a y 2b muestran, respectivamente, las curvas de nivel con las trayectorias y las superficies 3D con las rutas del *ascenso con paso fijo* y del *ascenso con paso óptimo* (búsqueda dorada).

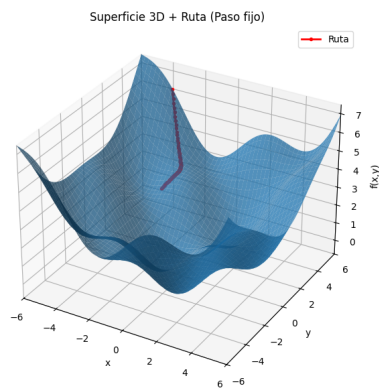
A partir de los CSV generados, se resumen los hallazgos por punto inicial  $(x_0, y_0)$ :

- $(-3, 3)$  y  $(-1, 4)$ : ambos métodos incrementan  $f$  sin alcanzar condición de paro por tolerancia del gradiente dentro de 200 iteraciones. Con paso fijo, el mejor de los tres pasos evaluados ( $\alpha = 0.01$ ) llega a  $f \approx 2.62$  y  $f \approx 2.55$  con normas de gradiente  $\|\nabla f\| \approx 0.35$  y  $0.25$ , respectivamente (paro por `max_iter`). Con paso óptimo (dorada), al maximizar la función lineal  $\phi(\alpha)$  dentro de  $[0, 1]$  el método tiende a seleccionar el extremo y la trayectoria se aleja del origen, por lo que  $f$  crece fuertemente y también termina por `max_iter`.
- $(0, 0)$ : el paso fijo con  $\alpha = 0.10$  alcanza la tolerancia en 128 iteraciones ( $f^* \approx 1.30948$ ), mientras que el paso óptimo (dorada) lo hace en **8** iteraciones con el mismo valor final  $f^* \approx 1.30948$  y  $\|\nabla f^*\| \approx 6.9 \times 10^{-5}$  (paro por `tol_grad`).
- $(2.5, -0.5)$ : el paso fijo con  $\alpha = 0.05$  reduce fuertemente la norma del gradiente pero no llega a la tolerancia dentro de 200 iteraciones (paro por `max_iter`); el paso óptimo (dorada) **sí** alcanza `tol_grad` en **9** iteraciones, convergiendo también a  $f^* \approx 1.30948$ .

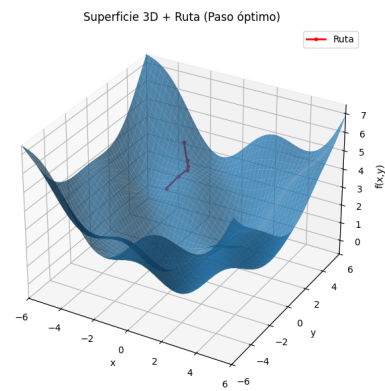
Estas cifras se reflejan en las trayectorias: cerca del origen ambas estrategias convergen hacia un punto estacionario alrededor de  $(x^*, y^*) \approx (1.30948, 0)$ , mientras que, partiendo más lejos, las rutas se orientan hacia regiones de mayor amplitud donde  $f$  crece sin cota y no se satisface la tolerancia antes del límite de iteraciones.



**Figura 1:** *Curvas de nivel de  $f$  con trayectorias (paso fijo vs. paso óptimo).*



**(a)** *Paso fijo.*



**(b)** *Paso óptimo (dorada).*

**Figura 2:** *Superficie 3D de  $f$  con la ruta de cada método.*

## 5 Discusión

**Efecto del tamaño de paso.** Con **paso fijo**, el desempeño depende fuertemente de  $\alpha$ : valores pequeños ( $\alpha = 0.01$ ) avanzan de forma estable pero lenta; valores grandes ( $\alpha = 0.10$ ) pueden acelerar el progreso cerca de un máximo local (caso  $(0,0)$ ), aunque no garantizan éxito desde estados alejados. Esta sensibilidad explica por qué en  $(-3, 3)$  y  $(-1, 4)$  ningún  $\alpha$  alcanzó `tol_grad` en el presupuesto de 200 iteraciones.

**Ventaja del paso óptimo cercano a máximos locales.** El **paso óptimo** recalcula  $\alpha_k$  en cada iteración mediante búsqueda lineal y, cuando la topología local de  $f$  es “benigna”, reduce drásticamente el número de iteraciones. En  $(0,0)$  y  $(2.5, -0.5)$  la búsqueda dorada alcanza la tolerancia en **8–9** iteraciones, contra más de cien del paso fijo, convergiendo a un mismo punto estacionario con  $f^* \approx 1.30948$ . Esto confirma la ganancia de eficiencia de la selección adaptativa de paso.

**Saturación en el extremo del intervalo.** Para estados iniciales *lejanos*, el término cuadrático positivo de  $f$  ( $0.1(x^2 + y^2)$ ) hace que la función unidimensional  $\phi(\alpha) = f(x_k + \alpha \nabla f(x_k))$  sea frecuentemente monótona creciente en  $[0, \alpha_{\text{máx}}]$ . En consecuencia, la búsqueda lineal tiende a escoger  $\alpha_k = \alpha_{\text{máx}}$ , empujando el iterado fuera de la zona representada en las curvas de nivel y llevando a paros por `max_iter`. Este comportamiento no es un “fallo” del algoritmo sino una propiedad de la función: sin cotas o regularización, el ascenso seguirá aumentando  $f$ .

### Implicaciones prácticas.

- Cuando se busca *comparar métodos*, el paso óptimo evidencia su fortaleza cerca de regiones con curvatura moderada: menos iteraciones para lograr la misma tolerancia.
- Si el objetivo es controlar la magnitud de los iterados, conviene acotar el intervalo de búsqueda ( $\alpha_{\text{máx}}$ ) o incorporar criterios tipo Armijo/Wolfe (backtracking) para evitar que  $\alpha_k$  se pegue sistemáticamente al extremo.
- Para funciones con crecimiento no acotado, la comparación debe hacerse bajo un mismo  $\alpha_{\text{máx}}$  y con métricas homogéneas (norma del gradiente, motivo de paro, valor final de  $f$ ), como se reporta.

En síntesis, el **paso fijo** es sencillo pero requiere calibración del parámetro; el **paso óptimo** reduce iteraciones y dependencia de hiperparámetros cuando la búsqueda lineal percibe una curvatura favorable, aunque puede acelerar la salida del dominio de interés si  $f$  crece sin cota y  $\alpha_{\text{máx}}$  es amplio. Las trayectorias y los CSV confirman estas conclusiones en los cuatro puntos iniciales evaluados.



## 6 Conclusiones

- El **ascenso con paso fijo** es simple y barato por iteración, pero su desempeño depende fuertemente del valor de  $\alpha$ : valores pequeños producen avances estables pero lentos, y valores grandes pueden acelerar el progreso sólo en zonas favorables, sin garantizar alcanzar la tolerancia antes del límite de iteraciones.
- El **ascenso con paso óptimo reduce drásticamente** el número de iteraciones cuando se parte cerca de una región con curvatura moderada. En los experimentos, desde  $(0, 0)$  alcanzó `tol_grad` en **8–9** iteraciones, mientras que el paso fijo requirió  $\geq 128$  o no llegó dentro de 200 iteraciones, convergiendo ambos a  $f^* \approx 1.30948$ .
- Para puntos iniciales **lejanos**, la función usada crece sin cota por el término cuadrático positivo; por ello la función unidimensional  $\phi(\alpha)$  suele ser monótona en  $[0, \alpha_{\text{máx}}]$  y la búsqueda lineal elige el  $\alpha_{\text{máx}}$ . En estas condiciones, ambos métodos tienden a terminar por `max_iter` si no se restringe el intervalo de búsqueda.
- La **selección del método de búsqueda lineal** impacta el costo por iteración: **grid** es robusto y predecible (costo  $\mathcal{O}(n)$ ), **golden** no requiere derivadas y es eficiente en reducción de intervalo, y **newton** puede ser el más rápido en evaluaciones cuando  $\phi$  es bien comportada, aunque es más sensible al punto inicial y requiere respaldo.
- Para una **comparación justa** entre variantes de paso óptimo, es clave fijar el mismo  $\alpha_{\text{máx}}$  y reportar métricas homogéneas (norma del gradiente, motivo de paro y valor final de  $f$ ); esto se reflejó coherentemente en las trayectorias y en los CSV obtenidos.

## Declaración de uso de IA

Las **gráficas** (curvas de nivel y superficies 3D) y los **archivos CSV** (`iteraciones_todos.csv` y `resumen_experimentos.csv`) fueron generados con *asistencia de ChatGPT* (OpenAI), a partir de código Python desarrollado en conjunto con el autor. El contenido técnico, los parámetros y la interpretación de resultados fueron **revisados y validados** por el autor antes de su inclusión en este informe. Véase la referencia correspondiente a ChatGPT en la sección de *Referencias*.

## Referencias

1. Nocedal, J., & Wright, S. J. (2006). *Numerical Optimization* (2nd ed.). Springer. <https://www.math.uci.edu/~qnie/Publications/NumericalOptimization.pdf>
2. Fletcher, R. (1987). *Practical Methods of Optimization* (2nd ed.). John Wiley & Sons.
3. Burden, R. L., & Faires, J. D. (2011). *Análisis numérico* (9<sup>a</sup> ed.). Cengage Learning. (Capítulos sobre métodos de búsqueda unidimensional y gradiente).
4. Chong, E. K. P., & Żak, S. H. (2013). *An Introduction to Optimization* (4th ed.). Wiley.
5. OpenAI. (2025). *ChatGPT (versión de octubre de 2025)* [Modelo de lenguaje grande]. Disponible en: <https://chat.openai.com/>