

Funciones de varias variables

F. Alvarez y H. Lugo

Universidad Complutense de Madrid

23 Noviembre, 2011

Campo escalar

- ▶ Denominamos **campo escalar** a una función $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, es decir, una función cuyo *dominio* es \mathbb{R}^n y cuya *imagen* es \mathbb{R} .
- ▶ En este curso estudiaremos exclusivamente campos escalares cuyo dominio es \mathbb{R}^2 , aunque la extensión de los conceptos a campos en \mathbb{R}^n es directa.

Ejemplos económicos I

- ▶ Función de producción **Cobb-Douglas**. Sean x_1 y x_2 inputs en la producción de determinado bien, cuyas técnicas eficientes están representadas por

$$f(x_1, x_2) = Ax_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$$

- ▶ Donde A , α_1 y α_2 son parámetros no negativos, por ejemplo: $\alpha_1 = 1/3$ y $\alpha_2 = 2/3$.
- ▶ Se supone habitualmente que los inputs se usan en cantidades no negativas, de modo que el dominio es \mathbb{R}_+^2 .

Ejemplos económicos II

- ▶ **Función de ingresos.** Sean x_1 y x_2 las cantidades que produce determinada empresa y vende a precios exógenos p_1 y p_2 . La función que representa los ingresos de la empresa es:

$$I(x_1, x_2) = p_1 x_1 + p_2 x_2$$

- ▶ **Función de costes.** Supongamos que los costes de producción de los anteriores productos son:

$$C(x_1, x_2) = x_1^{\delta_1} + \beta x_2^{\delta_2}$$

- ▶ Donde β , δ_1 y δ_2 son parámetros no negativos.
- ▶ **Función de beneficio.** El beneficio de la empresa anterior es

$$\pi(x_1, x_2) = I(x_1, x_2) - C(x_1, x_2)$$

Ejemplos económicos III

- ▶ **Función de utilidad.** Sean x_1 y x_2 dos bienes. Un consumidor tiene preferencias sobre el consumo de ambos bienes definida por la siguiente función de utilidad Cobb-Douglas:

$$u_1(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$$

- ▶ Otras funciones de utilidad alternativas son

$$u_2(x_1, x_2) = \alpha_1 \ln x_1 + \alpha_2 \ln x_2 \quad u_3(x_1, x_2) = \alpha x_1 + x_2$$

$$u_4(x_1, x_2) = \min\{\alpha x_1, x_2\} \quad u_5(x_1, x_2) = -\alpha(x_1 - a)^2 - (x_2 - b)^2$$

- ▶ En todos los casos, α , α_1 , α_2 , a y b son parámetros no negativos.

Curva de nivel

- ▶ Dado un campo escalar en \mathbb{R}^2 , sea f , definimos **curva de nivel** K y la denotamos S_K , al subconjunto de valores de \mathbb{R}^2 en los que la función toma el valor K .
- ▶ Matemáticamente:

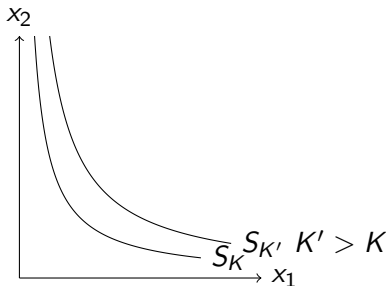
$$S_K = \{(x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2 \mid f(x_1, x_2) = K\}$$

- ▶ Habitualmente representamos los campos escalares en \mathbb{R}^2 representando sus curvas de nivel.

Ejemplos de representación I

Función Cobb-Douglas, $f(x_1, x_2) = Ax_1^\alpha x_2^{1-\alpha}$, $\alpha \in (0, 1)$.

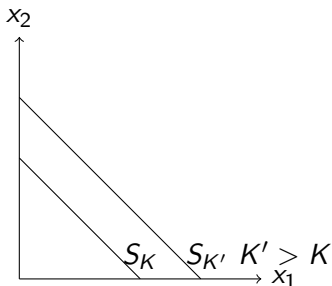
$$Ax_1^\alpha x_2^{1-\alpha} = K \leftrightarrow x_2 = \left(\frac{K}{A}\right)^{\frac{1}{1-\alpha}} x_1^{-\frac{\alpha}{1-\alpha}}$$



Ejemplos de representación II

Función de ingresos, $I(x_1, x_2) = p_1x_1 + p_2x_2$.

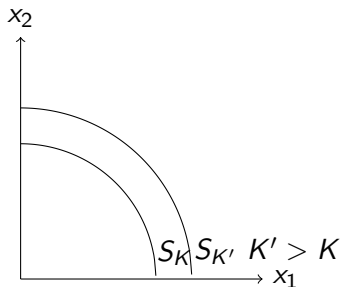
$$p_1x_1 + p_2x_2 = K \leftrightarrow x_2 = \frac{K}{p_2} - \frac{p_1}{p_2}x_1$$



Ejemplos de representación III

Función de coste, $C(x_1, x_2) = x_1^{\delta_1} + \beta x_2^{\delta_2}$, $\delta_1 > 1$ y $\delta_2 > 1$.

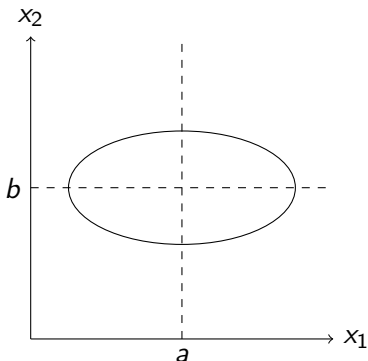
$$x_1^{\delta_1} + \beta x_2^{\delta_2} = K \leftrightarrow x_2 = \left(\frac{1}{\beta}\right)^{\frac{1}{\delta_2}} \left(K - x_1^{\delta_1}\right)^{\frac{1}{\delta_2}}$$



Ejemplos de representación IV

Función de utilidad con saciación global,

$$u_5(x_1, x_2) = -\alpha(x_1 - a)^2 - (x_2 - b)^2$$



Ejemplos de representación V

Entendamos el gráfico anterior. Sea

$$S_K = \{(x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2 \mid \alpha x_1^2 + x_2^2 = K\} \quad K > 0, \alpha > 0$$

Cortes de S_K con el eje x_1 : $\left(\pm\sqrt{\frac{K}{\alpha}}, 0\right)$, con el eje x_2 : $\left(0, \pm\sqrt{K}\right)$.

Por tanto:

- ▶ si $\alpha = 1$, los cortes con ambos ejes son a la misma distancia del origen: **circunferencia**.
- ▶ si $\alpha < 1$, los cortes con el eje x_1 ocurren a mayor distancia del origen que los cortes con el eje x_2 : **elipse** como en el gráfico anterior.

En el gráfico anterior, el **origen** es (a, b) y los **ejes** son las líneas discontinuas. El signo menos indica que la función decrece a partir de (a, b) .

Definición de derivada parcial

- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . Definimos **derivada parcial de f con respecto a x_1 en el punto (x_1, x_2)**

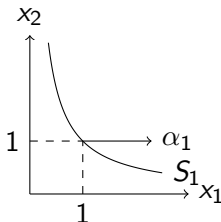
$$\frac{\partial}{\partial x_1} f(x_1, x_2) \equiv \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_1 + h, x_2) - f(x_1, x_2)}{h}$$

si el límite existe. También lo denotamos $f_1(x_1, x_2)$.

- ▶ Definimos y denotamos de forma análoga la derivada parcial de f con respecto a x_2 .
- ▶ Por tanto, derivar con respecto a x_1 es equivalente a considerar x_2 como una constante y hacer la derivada usual en una función de una variable respecto de x_1 .

Interpretación geométrica de la derivada parcial I

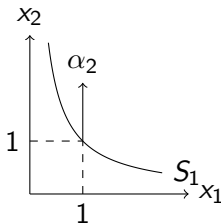
Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$. Tenemos $f_1(x_1, x_2) = \alpha_1 x_1^{\alpha_1-1} x_2^{\alpha_2}$, por tanto $f_1(1, 1) = \alpha_1$.



Un desplazamiento **infinitesimal** por la función a partir de $f(1, 1)$ en la dirección indicada por la flecha, implica una variación aproximada de α_1 .

Interpretación geométrica de la derivada parcial II

Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$. Tenemos $f_2(x_1, x_2) = \alpha_2 x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2 - 1}$, por tanto $f_2(1, 1) = \alpha_2$.



Un desplazamiento **infinitesimal** por la función a partir de $f(1, 1)$ en la dirección indicada por la flecha, implica una variación aproximada de α_2 .

Interpretación geométrica de la derivada parcial III

La **derivada parcial** mide variaciones **absolutas** en una variable ante variaciones absolutas en otra.

- ▶ **Variación absoluta** de f ante una **variación absoluta** de x_i

$$\Delta f \approx f_i(x_1, x_2) \Delta x_i$$

Si $\Delta x_i = 1 \rightarrow \Delta f \approx f_i(x_1, x_2)$

- ▶ **Aproximación lineal** del valor de la función ante una **variación absoluta** de x_1 cercana al punto (x_1, x_2) .

$$f(x_1 + \Delta x_1, x_2) \approx f(x_1, x_2) + f_1(x_1, x_2) \Delta x_1$$

Interpretación geométrica de la derivada parcial IV

Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$. En el punto $(1, 1)$ tenemos que

$f_1(1, 1) = \alpha_1$ y $f_2(1, 1) = \alpha_2$.

Variaciones absolutas de f

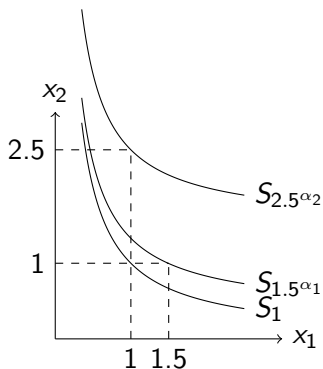
Si $\Delta x_1 = 0.5 \rightarrow \Delta f \approx 0.5\alpha_1$

Si $\Delta x_2 = 1.5 \rightarrow \Delta f \approx 1.5\alpha_2$

Aproximaciones lineales:

$f(1.5, 1) \approx f(1, 1) + 0.5\alpha_1$

$f(1, 2.5) \approx f(1, 1) + 1.5\alpha_2$



Elasticidades parciales I

- ▶ En economía es habitual hablar de **elasticidad**, que mide **variaciones relativas** de una variable ante variaciones relativas en otra.
- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . Definimos **elasticidad parcial de f con respecto a x_1 en el punto (x_1, x_2)**

$$\varepsilon_{y,x_1}(x_1, x_2) \equiv \frac{x_1}{y} f_1(x_1, x_2)$$

donde $y = f(x_1, x_2)$. Análogo para $\varepsilon_{y,x_2}(x_1, x_2)$.

Elasticidades parciales II

Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$. Tenemos

$$f_1(x_1, x_2) = \alpha_1 x_1^{\alpha_1 - 1} x_2^{\alpha_2} \quad \varepsilon_{y, x_1}(x_1, x_2) = \frac{x_1}{y} f_1(x_1, x_2) = \alpha_1$$

Si a partir del punto $(x_1, x_2) = (1, 2)$, manteniendo x_2 , aumentamos x_1

- ▶ ... en **una unidad**, f aumenta $f_1(1, 2) = \alpha_1 2^{\alpha_2}$ **unidades**.
- ▶ ... en **un 1 %**, f aumenta $\varepsilon_{y, x_1}(1, 2) = \alpha_1$ **%**.
- ▶ ... en **Δx_1 unidades**, f aumenta $\frac{f_1(1, 2)}{f(1, 2)} \Delta x_1 = \alpha_1 \Delta x_1$ **%**.
- ▶ ... en **un Δx_1 %**, f aumenta $\varepsilon_{y, x_1}(1, 2) \Delta x_1 \% = \alpha_1 \Delta x_1$ **%**.

Derivadas segundas y matrix Hessiana

Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 .

- ▶ Definimos las **derivadas parciales de segundo orden**

$$\frac{\partial}{\partial x_j} \frac{\partial}{\partial x_i} f(x_1, x_2) \equiv \frac{\partial}{\partial x_j} f_i(x_1, x_2)$$

donde tanto i como j pertenecen a $\{1, 2\}$. También la denotamos $f_{i,j}(x_1, x_2)$.

- ▶ Definimos la **matriz Hessiana**

$$Hf(x_1, x_2) \equiv \begin{pmatrix} f_{1,1}(x_1, x_2) & f_{1,2}(x_1, x_2) \\ f_{2,1}(x_1, x_2) & f_{2,2}(x_1, x_2) \end{pmatrix}$$

Cálculo de la matriz Hessiana y Teorema de Schwartz

- ▶ Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$, entonces:

$$Hf(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} \alpha_1(\alpha_1 - 1)x_1^{\alpha_1 - 2}x_2^{\alpha_2} & \alpha_1\alpha_2x_1^{\alpha_1 - 1}x_2^{\alpha_2 - 1} \\ \alpha_1\alpha_2x_1^{\alpha_1 - 1}x_2^{\alpha_2 - 1} & \alpha_2(\alpha_2 - 1)x_1^{\alpha_1}x_2^{\alpha_2 - 2} \end{pmatrix}$$

- ▶ Notemos que $f_{1,2}(x_1, x_2) = f_{2,1}(x_1, x_2)$. Esta es una propiedad general que se verifica para todos campos escalares que vemos en este curso.
- ▶ **Teorema de Schwartz.** Si $f_{1,2}(x_1, x_2)$ y $f_{2,1}(x_1, x_2)$ existen y son continuas, entonces $f_{1,2}(x_1, x_2) = f_{2,1}(x_1, x_2)$.

Definición y cálculo del gradiente

- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . Definimos el **vector gradiente** de f :

$$\nabla f(x_1, x_2) \equiv (f_1(x_1, x_2), f_2(x_1, x_2))^T$$

donde T indica transpuesto.

- ▶ Ejemplo. Sea $f(x_1, x_2) = Ax_1^{\alpha_1}x_2^{\alpha_2}$, entonces:

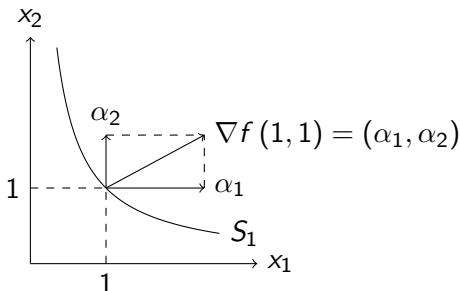
$$\frac{\partial}{\partial x_1} f(x_1, x_2) = \alpha_1 Ax_1^{\alpha_1-1}x_2^{\alpha_2} \quad \frac{\partial}{\partial x_2} f(x_1, x_2) = \alpha_2 Ax_1^{\alpha_1}x_2^{\alpha_2-1}$$

- ▶ En particular, si $(x_1, x_2) = (1, 1)$, tenemos

$$\nabla f(1, 1) = A(\alpha_1, \alpha_2)^T$$

Interpretación geométrica del gradiente

Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$, consideremos las derivadas parciales en $(x_1, x_2) = (1, 1)$. Recordemos que $\nabla f(1, 1) = (\alpha_1, \alpha_2)^T$



Diferencial

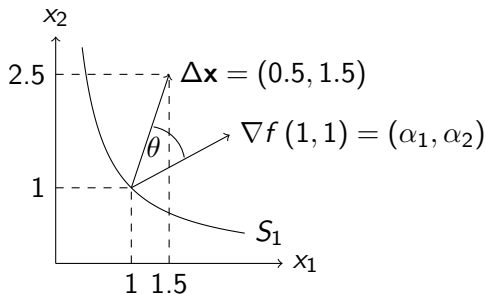
- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . Supongamos que a partir de un punto (x_1, x_2) se produce un desplazamiento en el dominio de f al punto $(x_1 + \Delta x_1, x_2 + \Delta x_2)$.
- ▶ Si f es **diferenciable** (lo es si sus derivadas parciales son continuas), el incremento en f puede aproximarse

$$f(x_1 + \Delta x_1, x_2 + \Delta x_2) - f(x_1, x_2) \simeq \Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(x_1, x_2) \quad (1)$$

- ▶ donde $\Delta \mathbf{x} \equiv (\Delta x_1, \Delta x_2)$ y se denomina **vector desplazamiento**
- ▶ El lado derecho es el producto escalar del desplazamiento por el gradiente y se denomina **diferencial** o **derivada total**.

Interpretación geométrica del diferencial

Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$; $(x_1, x_2) = (1, 1)$; $\Delta \mathbf{x} = (0.5, 1.5)$.



$$\Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(x_1, x_2) = \|\Delta \mathbf{x}\| \|\nabla f(x_1, x_2)\| \cos \theta = 0.5\alpha_1 + 1.5\alpha_2$$

Aproximación lineal y plano tangente

- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . Definimos la **aproximación lineal** en torno al punto (x_1^o, x_2^o) :

$$L(x_1, x_2) \equiv f(x_1^o, x_2^o) + \Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(x_1^o, x_2^o)$$

donde $\Delta \mathbf{x} = (x_1 - x_1^o, x_2 - x_2^o)$.

- ▶ El último sumando es el diferencial.
- ▶ Además, $L(x_1, x_2)$ es el **plano tangente** a f en el punto (x_1^o, x_2^o) .

Ejemplo de cálculo del plano tangente

- ▶ Ejemplo: Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{1/3} x_2^{1/2}$; veamos la ecuación del plano tangente a la función en el punto $(1, 4)$.
- ▶ Tenemos:

$$L(x_1, x_2) = f(1, 4) + f_1(1, 4)(x_1 - 1) + f_2(1, 4)(x_2 - 4) \rightarrow$$

$$L(x_1, x_2) = 2 + \frac{2}{3}(x_1 - 1) + \frac{1}{4}(x_2 - 4)$$

- ▶ Notaremos la diferencia entre plano tangente a f (cuyo gráfico está en el mismo espacio que f) y recta tangente a una curva de nivel (cuyo gráfico está en el dominio de f).

Aproximación lineal usando elasticidades

- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 , siendo $y = f(x_1, x_2)$. Podemos reescribir (1) en términos de variaciones relativas y elasticidades:

$$\frac{\Delta y}{y} = \varepsilon_{y,x_1}(x_1, x_2) \frac{\Delta x_1}{x_1} + \varepsilon_{y,x_2}(x_1, x_2) \frac{\Delta x_2}{x_2} \quad (2)$$

- ▶ donde $\frac{\Delta y}{y}$ es la variación relativa de la variable y , y análogamente se definen $\frac{\Delta x_1}{x_1}$ y $\frac{\Delta x_2}{x_2}$.

Aproximación lineal usando elasticidades: ejemplo

- ▶ Sea $y = x_1^{1/3} x_2^{1/2}$. Si a partir del punto $(x_1, x_2) = (1, 4)$ se produce un aumento del 3% en x_1 y una disminución del 4% en x_2 , ¿cuál es la variación relativa aproximada en y ?
- ▶ Tenemos $\frac{\delta x_1}{x_1} = 3$ y $\frac{\delta x_2}{x_2} = -4$. Además

$$\varepsilon_{y,x_1}(x_1, x_2) = \frac{x_1}{y} f_1(x_1, x_2) \rightarrow \varepsilon_{y,x_1}(1, 4) = \frac{1}{3}$$

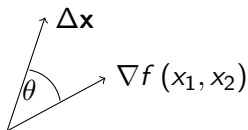
- ▶ donde hemos usado que $y = f(1, 4) = 2$. Análogamente tenemos $\varepsilon_{y,x_2}(1, 4) = 1/2$, por lo que, usando (2), la variación relativa en y es:

$$\frac{1}{3} \times 3 + \frac{1}{2} \times (-4) = -1$$

Propiedades del gradiente

Dado $\Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(x_1, x_2) = \|\Delta \mathbf{x}\| \|\nabla f(x_1, x_2)\| \cos \theta$, tenemos:

- ▶ si $\theta = 90^\circ$, entonces $\Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(x_1, x_2) = 0$: el gradiente es perpendicular a la tangente de la curva de nivel.
- ▶ si $\theta = 0^\circ$, entonces $\Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(x_1, x_2)$ es máximo dado $\|\Delta \mathbf{x}\|$
- ▶ si $\theta = 180^\circ$, entonces $\Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(x_1, x_2)$ es mínimo dado $\|\Delta \mathbf{x}\|$



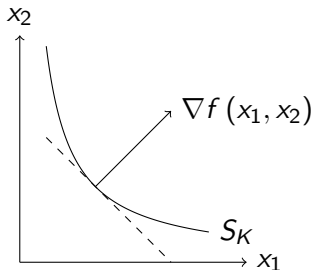
Propiedades del gradiente

Se deduce que:

- ▶ la función f permanece constante en las direcciones perpendiculares a $\nabla f(x_1, x_2)$
- ▶ la dirección de máximo crecimiento de f es la dirección determinada por $\nabla f(x_1, x_2)$
- ▶ la dirección de máximo decrecimiento de f es la dirección opuesta a $\nabla f(x_1, x_2)$

Otras propiedades: pendiente de una curva de nivel

- ▶ Usando que el gradiente es perpendicular a la curva de nivel, podemos usar el gradiente para conocer la pendiente de la recta tangente a una curva de nivel en un punto.



Otras propiedades: pendiente de una curva de nivel

- ▶ Ejemplo: Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{1/3} x_2^{1/2}$; veamos la ecuación de la recta tangente a la curva de nivel que pasa por el punto $(1, 4)$.
- ▶ Tenemos $\nabla f(1, 4) = (2/3, 1/4)$, por lo que la pendiente de $\nabla f(1, 4)$ es $3/8$, y la pendiente de la recta perpendicular a $\nabla f(1, 4)$ es $-8/3$. Además dicha recta debe pasar por el punto $(1, 4)$. Dicha recta es $x_2 = 4 - \frac{8}{3}(x_1 - 1)$.

Función implícita: derivada

- ▶ Presentamos aquí una forma alternativa de ver que el gradiente es perpendicular a la tangente de la curva de nivel.
- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . La curva de nivel S_K , mediante la ecuación $f(x_1, x_2) = K$ define **implícitamente** x_2 como función real de x_1 .
- ▶ Si estamos interesados en conocer la curvatura de dicha función, es decir, la curvatura de S_K , podemos resolver explícitamente o usar el **teorema de la función implícita**:

$$\frac{dx_2}{dx_1} = -\frac{f_1(x_1, x_2)}{f_2(x_1, x_2)}$$

- ▶ Se basa en que la variación total de f a lo largo de S_K es 0.

Aproximación cuadrática

- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . Definimos la **aproximación cuadrática** en torno al punto (x_1^o, x_2^o) :

$$C(x_1, x_2) \equiv f(x_1^o, x_2^o) + \Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(x_1^o, x_2^o) + \frac{1}{2} \Delta \mathbf{x} H f(x_1^o, x_2^o) \Delta \mathbf{x}^T$$

donde $\Delta \mathbf{x} = (x_1 - x_1^o, x_2 - x_2^o)$.

- ▶ Por tanto, la aproximación cuadrática **añade** un término cuadrático sobre la aproximación lineal.

Aproximación cuadrática: Ejemplo

Sea $f(x_1, x_2) = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2}$. Definimos la aproximación cuadrática de f en torno al punto $(x_1^0, x_2^0) = (1, 1)$:

$$C(x_1, x_2) \equiv f(1, 1) + \Delta \mathbf{x} \cdot \nabla f(1, 1) + \frac{1}{2} \Delta \mathbf{x} H f(1, 1) \Delta \mathbf{x}^T$$

donde

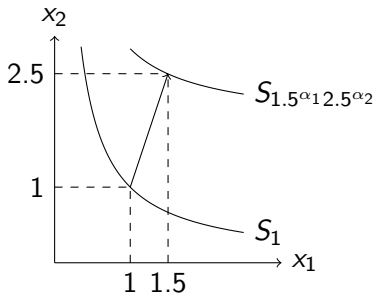
- ▶ $f(1, 1) = 1$
- ▶ $\Delta \mathbf{x} = (x_1 - 1, x_2 - 1)$ y $\nabla f(1, 1) = (\alpha_1, \alpha_2)$
- ▶ La matriz hessiana en $(1, 1)$:

$$Hf(1, 1) = \begin{pmatrix} \alpha_1(\alpha_1 - 1) & \alpha_1 \alpha_2 \\ \alpha_1 \alpha_2 & \alpha_2(\alpha_2 - 1) \end{pmatrix}$$

Aproximación cuadrática: Ejemplo (cont.)

Si hay un desplazamiento del punto $(1, 1)$ al $(1.5, 2.5)$ entonces tendremos que:

- ▶ $\Delta \mathbf{x} = (0.5, 1.5)$
- ▶ **Valor exacto**
 $f(1.5, 2.5) = 1.5^{\alpha_1} 2.5^{\alpha_2}$
- ▶ **Aproximación lineal**
 $L(1.5, 2.5) = 1 + 0.5\alpha_1 + 1.5\alpha_2$
- ▶ **Aproximación cuadrática**
 $C(1.5, 2.5) = 1 + 0.5\alpha_1 + 1.5\alpha_2 + 1/8\alpha_1(\alpha_1 - 1) + 3/4\alpha_1\alpha_2 + 9/8\alpha_2(\alpha_2 - 1)$



Teorema de Taylor

- ▶ Sea f un campo escalar dos veces diferenciable. Consideremos una aproximación cuadrática en torno a un punto arbitrario $\mathbf{x}^o = (x_1^o, x_2^o)$. Definimos un campo escalar R de modo que:

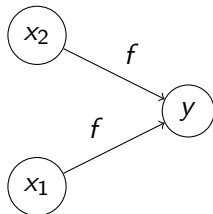
$$f(\mathbf{x}) = C(\mathbf{x}) + R(\mathbf{x})$$

donde \mathbf{x} es arbitrario.

- ▶ Por construcción, $R(\mathbf{x})$ es el error, o resto, cometido por la aproximación cuadrática, es decir, C , en \mathbf{x} .
- ▶ **Teorema de Taylor:** $R(\mathbf{x}) \rightarrow 0$ cuando $\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x}^o$.
- ▶ El teorema generaliza a cualquier orden de aproximación.

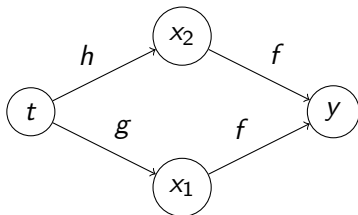
Esquemas de dependencia

- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 de modo que $y = f(x_1, x_2)$. Podemos representar la dependencia entre las anteriores variables mediante el esquema:



Esquemas de dependencia: composición de funciones

- El esquema de dependencia es útil para visualizar dependencias cuando **componemos** campos escalares. Por ejemplo:



- El anterior esquema muestra la composición de $y = f(x_1, x_2)$ con dos funciones reales: $x_1 = g(t)$ y $x_2 = h(t)$.

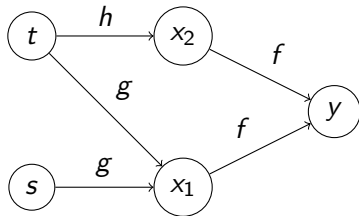
Regla de la cadena

- ▶ La **regla de la cadena** se extiende para la composición de campos escalares.
- ▶ Supongamos la composición anterior: $y = f(x_1, x_2)$ con $x_1 = g(t)$ y $x_2 = h(t)$.
- ▶ La derivada de y con respecto de t es:

$$\frac{dy}{dt} = f_1(x_1, x_2) \frac{dx_1}{dt} + f_2(x_1, x_2) \frac{dx_2}{dt}$$

Regla de la cadena, otro ejemplo

- Supongamos el siguiente esquema de dependencias, que contiene dos campos escalares, f y g , y una función real, h .



- Tenemos:

$$\frac{\partial y}{\partial t} = \frac{\partial y}{\partial x_2} \frac{\partial x_2}{\partial t} + \frac{\partial y}{\partial x_1} \frac{\partial x_1}{\partial t} \qquad \frac{\partial y}{\partial s} = \frac{\partial y}{\partial x_1} \frac{\partial x_1}{\partial s}$$

Definición y ejemplo

- ▶ Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . Decimos que f es **homogéneo de grado k** si verifica:

$$f(tx_1, tx_2) = t^k f(x_1, x_2) \quad \forall t > 0 \quad (3)$$

- ▶ Por ejemplo, $f(x_1, x_2) = x_1^\alpha x_2^{1-\alpha}$, siendo $\alpha \in (0, 1)$. Se tiene que $f(tx_1, tx_2) = tf(x_1, x_2)$.
- ▶ Si el anterior campo escalar es una función de producción, la homogeneidad de grado 1 implica que con el doble de ambos inputs se obtiene el doble de output, con el triple de ambos inputs....

Una propiedad de funciones homogéneas

- ▶ **Teorema de Euler.** Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 homogénea de grado k . Entonces:

$$x_1 f_1(x_1, x_2) + x_2 f_2(x_1, x_2) = k f(x_1, x_2) \quad (4)$$

- ▶ La anterior implicación se prueba diferenciando con respecto a t a ambos lados de la igualdad en (3) y tomando $t = 1$.
- ▶ El Teorema indica además que la implicación también ocurre en sentido contrario, es decir: (4) implica (3).

Mas propiedades de funciones homogéneas

Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 homogéneo de grado k . Entonces:

- ▶ $f(x_1, x_2) = x_1^k f(1, x_2/x_1) = x_2^k f(x_1/x_2, 1)$
- ▶ $\varepsilon_{y,x_1}(x_1, x_2) + \varepsilon_{y,x_2}(x_1, x_2) = k$
- ▶ $f_1(x_1, x_2)$ y $f_2(x_1, x_2)$ son homogéneos de grado $k - 1$.

Para probar las dos primeras igualdades basta tomar en (3) $t = 1/x_1$ y $t = 1/x_2$, respectivamente. Para la suma de las elasticidades parciales basta dividir en (4) por $f(x_1, x_2)$. Para la homeneidad de las derivadas parciales, basta derivar en (3) con respecto a x_1 (ó x_2) y reordenar términos.

Otras propiedades de funciones homogéneas

Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 homogéneo de grado k . Si a partir del punto (x_1^0, x_2^0) , ambos se incrementan en un $m\%$, esto es, $\Delta x_1\% = \Delta x_2\% = m\%$, entonces:

- ▶ $\Delta f\% = \left(1 + \frac{m}{100}\right)^k - 1$
- ▶ $\Delta f\% \approx k \frac{m}{100}$

Cuando $k = 0$ ó $k = 1$, el valor aproximado y el valor exacto de la variación porcentual de f coinciden.

Definición y ejemplo

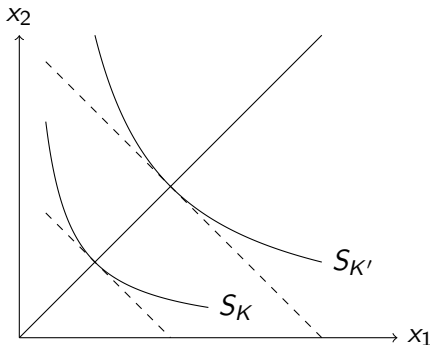
- Sea f un campo escalar en \mathbb{R}^2 . Decimos que f es **homotético** si, para cualesquiera dos puntos del dominio \mathbf{x} e \mathbf{y} y cualquier $t > 0$ se verifica:

$$f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{y}) \Rightarrow f(t\mathbf{x}) = f(t\mathbf{y}) \quad (5)$$

- Por ejemplo, $f(x_1, x_2) = x_1^\alpha x_2^{1-\alpha}$, siendo $\alpha \in (0, 1)$. Sean $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$ e $\mathbf{y} = (y_1, y_2)$ tales que $x_1^\alpha x_2^{1-\alpha} = y_1^\alpha y_2^{1-\alpha}$. Entonces es claro que $(tx_1)^\alpha (tx_2)^{1-\alpha} = (ty_1)^\alpha (ty_2)^{1-\alpha}$.

Interpretación geométrica

- ▶ Si f es homotético, cualquier rayo que parte del origen corta a las curvas de nivel en puntos de igual pendiente.



Relación entre homogeneidad y homoteticidad

- ▶ Todo campo escalar homogéneo es homotético. De modo más general, toda transformación creciente de un campo homogéneo es homotética.
- ▶ El recíproco no es cierto. Por ejemplo:
 $f(x_1, x_2) = \ln x_1 + \ln x_2$.
- ▶ Escribamos $f(x_1, x_2) = \ln(x_1 x_2)$, de modo que, para $t > 0$ tenemos

$$f(x_1, x_2) = f(y_1, y_2) \rightarrow x_1 x_2 = y_1 y_2 \rightarrow t x_1 t x_2 = t y_1 t y_2$$

y la última igualdad es equivalente a $f(tx_1, tx_2) = f(ty_1, ty_2)$.
Sin embargo, f no es homogéneo.

Conjunto abierto en \mathbb{R}^n

- ▶ Sea $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$, siendo $n \in \{1, 2, \dots\}$. La **norma Euclidea** de \mathbf{x} es

$$\|\mathbf{x}\|_E \equiv \sqrt{x_1^2 + \dots + x_n^2}$$

- ▶ Sea, además, $r \in \mathbb{R}_+$, una **bola abierta** de centro \mathbf{x} y radio r es

$$B(\mathbf{x}, r) \equiv \{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n \mid \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_E < r\}$$

- ▶ Sea $A \subseteq \mathbb{R}^n$ y sea $\mathbf{x} \in A$, decimos que \mathbf{x} es un **punto interior** de A si existe $r \in \mathbb{R}_+$ tal que $B(\mathbf{x}, r) \subseteq A$.
- ▶ El conjunto de puntos interiores de A se denota $\text{Int}(A)$. A es **abierto** si y solo si $A \subseteq \text{Int}(A)$.

Continuidad de un campo escalar

- ▶ Sea f un campo escalar de \mathbb{R}^n en \mathbb{R} . Para todo $A \subset \mathbb{R}$, definimos la **imagen inversa**

$$f^{-1}(A) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid f(\mathbf{x}) \in A\}$$

- ▶ El campo f es **continuo** si y solo si $f^{-1}(A)$ es abierto cuando A es abierto.
- ▶ Un conjunto es abierto si ninguno de sus elementos está *en el borde* del conjunto. f es continuo si la imagen inversa de un conjunto abierto es un conjunto abierto.
- ▶ Este concepto de continuidad es equivalente (aunque más formal) a: *podemos dibujar la función sin levantar el lápiz del papel.*