

Más ejemplos (continuación de clase 14)

ALN 2022

Clase 15

25/10

Multiplicación: Análogo a lo anterior, tenemos  $a_1, a_2 \in \mathbb{R}$

$M(a_1) = a_1 \times a_2$  es nuestra función a estudiar

$$\text{Luego } \tilde{M}(a_1 a_2) = f(a_1) \otimes f(a_2) = f(a_1) \times f(a_2) (1 + \varepsilon)$$

$$\begin{aligned} \text{y por lo tanto } \tilde{M}(a_1 a_2) &= a_1 (1 + \varepsilon_1) \times a_2 (1 + \varepsilon_2) (1 + \varepsilon) \\ &= a_1 (1 + \varepsilon_1') \times a_2 (1 + \varepsilon_2') \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{donde } \varepsilon_1' \text{ y } \varepsilon_2' \text{ surgen de } & \left[ 1 + \varepsilon_1' \varepsilon_2' = \underbrace{(1 + \varepsilon_1)(1 + \varepsilon_2)}_{1 + (\varepsilon_1 + \varepsilon_2) + \varepsilon_1 \varepsilon_2} \right] \\ \text{sea } O(\varepsilon_{max}^2) (= 2\varepsilon_{max} + O(\varepsilon_{max}^2)) & \end{aligned}$$

$$\text{ES de un } \tilde{M}(a_1 a_2) = M(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2) \text{ con } \frac{\|a_i - \tilde{a}_i\|}{\|a_i\|} = O(\varepsilon_{max}^i), i = 1, 2.$$

## Producto Escalar

Supongamos que queremos realizar el producto escalar entre

$$\vec{a} = \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} \text{ y } \vec{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} \text{ en } \mathbb{R}^n. \quad \langle \vec{a}, \vec{b} \rangle = a_1 b_1 + \dots + a_n b_n.$$

El algoritmo que consideramos es el siguiente:

$$S_k = S_{k-1} + P_k$$

$$P_1 = a_1 \cdot b_1, \quad S_1 = P_1, \quad P_2 = a_2 \cdot b_2, \quad S_2 = S_1 + P_2, \dots, P_n = a_n \cdot b_n$$

$$\text{Luego tenemos } \tilde{P}_1 = f(a_1) \otimes f(b_1) = a_1 b_1 (1 + \delta_1); \quad \tilde{S}_1 = a_1 b_1 (1 + \delta_1)$$

$$\tilde{P}_2 = a_2 b_2 (1 + \delta_2); \quad \tilde{S}_2 = (a_1 b_1 (1 + \delta_1) + a_2 b_2 (1 + \delta_2)) (1 + \delta_3)$$

$$\text{i.e.: } \tilde{S}_2 = a_1 b_1 (1 + \delta_1)(1 + \delta_3) + a_2 b_2 (1 + \delta_2)(1 + \delta_3)$$

Escribiendo  $(1+\delta_1)(1+\delta_2) = (1+\delta)^2$  y sucesivamente tenemos que

$$\tilde{S}_m = a_1 b_1 (1+\delta)^m + a_2 b_2 (1+\delta)^m + a_3 b_3 (1+\delta)^{m-1} + \dots + a_n b_n (1+\delta)^2$$

De manera similar a antes tenemos que es backward-stable.

$$\left( \begin{array}{l} \tilde{a} = a(1 + \frac{u}{2}\delta) \\ \tilde{b} = b(1 + \frac{u}{2}\delta) \end{array} \right) \Rightarrow \tilde{a} \cdot \tilde{b} = ab(1 + \frac{u}{2}\delta)(1 + \frac{u}{2}\delta) \approx ab(1 + \delta)^2$$

No backward-stable

Supongamos que queremos calcular la matriz  $A$  de rango 1 dada por  $uv^T$ , con  $u, v \in \mathbb{R}^n$ . Para calcular eso basta calcular  $u_i v_j$  en puntos flotante. Esto produce una matriz  $\tilde{A} = ((u_i v_j (1 + \epsilon_{ij})))$  pero difícilmente podemos escribir  $\tilde{A} = (u + \delta u)(v + \delta v)^T$  dado que no podemos asegurar que  $\tilde{A}$  tenga rango 1.

### Comentarios Final

Vimos que el resto es en algoritmo backward-stable, pero supuestamente esta operación de la aritmética es el tándem de aquiles. ~~Como~~ "Sabemos" que si dos  $n$ 's son muy cercanos entonces tendremos problemas con las cifras significativas.

Veamos esto.

Veamos un ejemplo con el registro de las computadoras

$$\text{Si } x = \boxed{1|0|0|1|1|0|a|b|c|d} \quad \text{exp}[e]$$

$$y = \boxed{1|0|0|1|1|0|a|b|c|d} \quad [e]$$

$$x - y = \boxed{0|0|0|0|0|0|a|b|c|d} \quad [e]$$

$$= \boxed{a''|b''|c''|d''|?|?|?|?|?|?} \quad [e-6]$$

Por lo que hay una pérdida de cifras significativas.

Por ejemplo (en decimales)  $1,23456789 - 1,23456700 =$   
 $0,00000089 = 8,9 \times 10^{-8}$  y por lo tanto tenemos 9 cifras  
 significativas y terminamos con solo 2.

En muchos casos podemos esquivar este problema, como veremos a  
 continuación. Por ejemplo si queremos ~~calcular~~ evaluar la  
 función  $\sqrt{x+1} - 1$  de cerca de  $x=0$ , podemos ~~con~~ evaluar la

$$\text{función } \frac{x}{\sqrt{x+1} + 1}$$

Ahora, ¿cómo este le fuente de problemas? es por la  
 aritmética del punto flotante? En el fondo la respuesta es no  
 como sumas a continuación.

Si queremos restar  $x(1+\epsilon_x) - y(1+\epsilon_y) = x - y + x\epsilon_x - y\epsilon_y$

$$= (x-y) \left( 1 + \frac{x\epsilon_x - y\epsilon_y}{x-y} \right)$$

Por lo que el error de restar dos perturbaciones

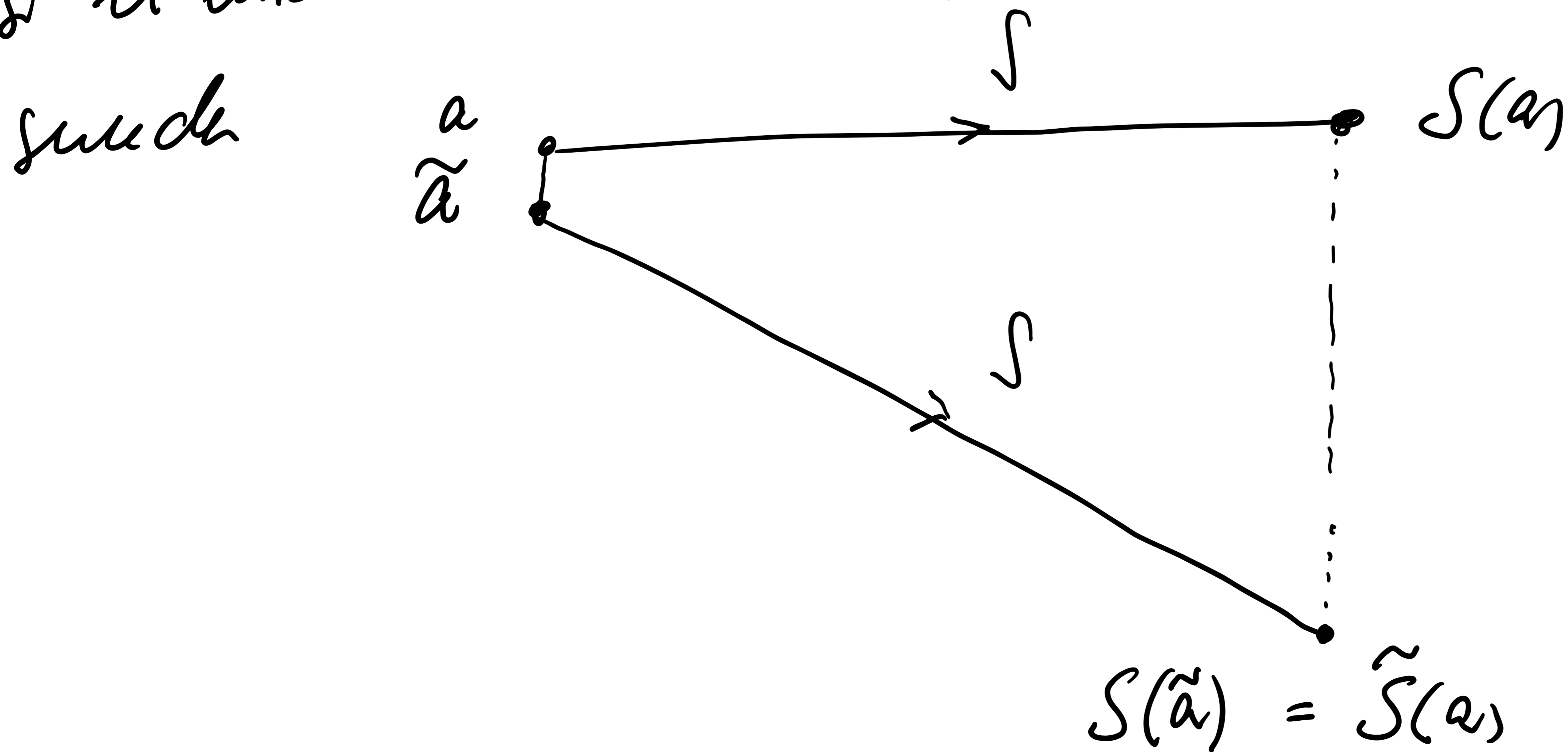
de  $x$  e  $y$  de un error  $\epsilon_{x-y} = \frac{x}{x-y} \epsilon_x + \frac{y}{x-y} \epsilon_y$ .

Por lo tanto si  $x \approx y$   $\epsilon_{x-y}$  puede ser astronómico.

Basándonos lo que estamos probando es que el mapa solución "restar" está mal condicionado: si  $R: \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$   $R(a_1, a_2) = a_1 - a_2$

$\Rightarrow \nabla R(a_1, a_2) = (1, -1)$  y por lo tanto el número de condición relativo  $\mu_{rel}(a_1, a_2) = \frac{\|\nabla R(a_1, a_2)\|}{\|R(a_1, a_2)\|} = \frac{\|(1, -1)\|}{|a_1 - a_2|} = \frac{2\sqrt{a_1^2 + a_2^2}}{|a_1 - a_2|}$

Este ejemplo de "cancelación catastrófica" nos muestra que si un algoritmo es backward-stable, el resultado es confiable si el condicionamiento es pequeño. De lo contrario puede suceder



$\tilde{S}$  back-st. pero  
 $S$  en  $\underline{a}$  mal-condicionada.