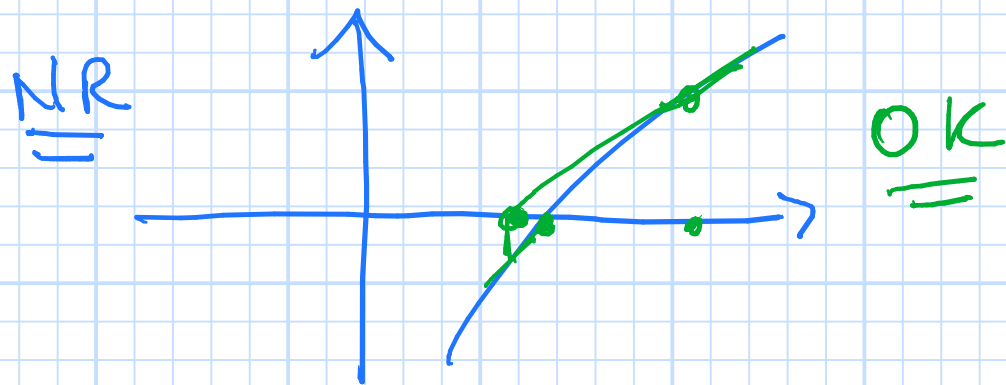


Calcolo radici: forse meglio cercare  
un minimo?



$$f(x_1) = f(x_0) + f'_0(x_1 - x_0)$$

$x_1 = \text{radice}$

$$x_R = x_0 - \frac{f_0}{f'_0}$$

Esempio

$$f(x) = x^\alpha$$

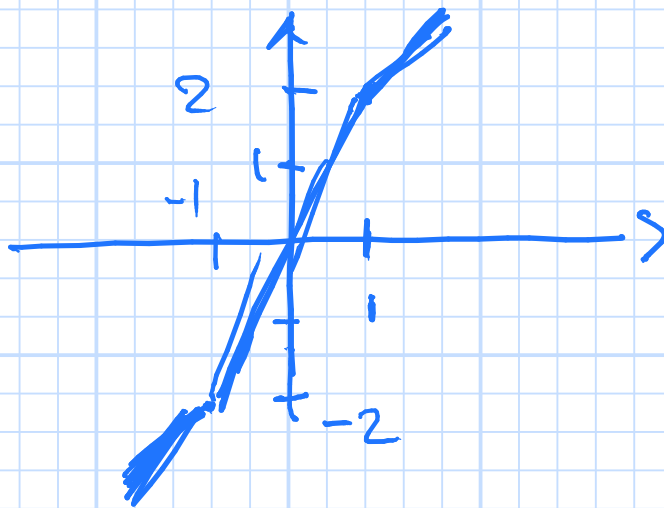
(radice  $x=0$ )

$$x_R = x_0 - \frac{x_0^\alpha}{\alpha x_0^{\alpha-1}}$$

$$= x_0 - \frac{x_0}{\alpha} = x_0 \left(1 - \frac{1}{\alpha}\right)$$

$$\text{se } \alpha > 1 \quad 1 - \frac{1}{\alpha} < 1 \quad \Rightarrow x_R = 0$$

$$f(x) = \begin{cases} x+1 & x \geq 1 \\ 2x & -1 < x < 1 \\ x-1 & x \leq -1 \end{cases}$$



se  $x \geq 1$   $f' = 1$

$$x_R = x - \frac{(x+1)}{1} = x - x - 1 = -1$$

se  $x \leq -1$

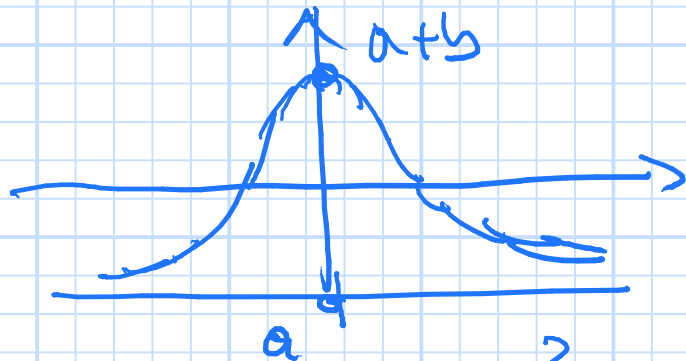
$$x_R = x - \frac{(x-1)}{1} = x - x + 1 = 1$$

Non converge se  $|x| > 1$

se  $|x| < 1$

$$x_R = x - \frac{2x}{2} = x - x = 0 \quad \text{converge in 1 step!}$$

$$f(x) = a + b e^{-x^2} \quad a < 0 \quad b > 0$$



$$f' = -2bx e^{-x^2}$$

$$x_R = x - \frac{a + b e^{-x^2}}{-2bx e^{-x^2}} = x + \frac{a e^{x^2} + b}{2bx} \quad \text{come è fatto?}$$

$$x \rightarrow \infty \quad x + \frac{a e^{x^2}}{2bx} \rightarrow -\infty \quad (a < 0)$$

importante

$$\frac{x + a e^{x^2}}{2bx} \cdot \frac{1}{x} \quad \begin{matrix} x \rightarrow \infty \\ \rightarrow -\infty \end{matrix}$$

$\Rightarrow$  la soluzione  
non si trova!!!

$$f^2 = (a + be^{-x^2}) \quad \text{minimo?}$$

$$f'f = \text{zero}$$

$$f' = -2xb e^{-x^2} \quad -2xb e^{-x^2} (a + b e^{-x^2}) = f''$$

$$f'' = -2bx(a e^{-x^2} + b e^{-2x^2})$$

$$f' = -2b(\quad) + 4bx^2 e^{-x^2} (a + 2b e^{-x^2})$$

grandi  $x$ ?

$$\frac{f}{f'}$$

$$\frac{-2bx a e^{-x^2}}{4bx^2 a e^{-x^2}} \approx -\frac{1}{2x}$$

$$x_R = x - \frac{1}{2x}$$

$x$  diminuisce

Meglio cercare un minimo piuttosto che  
(a volte!) trovare le radici !!!

Gradiente coniugato: un nome per metodi generali

$A \cdot x = b$       A matrice "sparsa" (tanti zeri)

$\Rightarrow f(x) = \frac{1}{2} x^t \cdot A \cdot x - x^t b \Rightarrow$  trovare il minimo

$\hookrightarrow \nabla f = A \cdot x - b = 0$

Caso particolare di una  $f(x)$  di cui cerchiamo il minimo

Vicino al minimo  $f(x) \sim C - x^t b + \frac{1}{2} x^t \cdot A \cdot x$

Come procediamo in pratica?

La struttura  $x^t A x \Rightarrow$  prodotto scalare con misura  $\underline{A}$   
( $N \times N$ )

• Troviamo la soluzione come

$$x_s = \sum_{i=1}^N \alpha_i P_i$$

$$P_i \perp P_j \quad i \neq j$$

rispetto ad  $A$ !  
 $P_i^t A P_j = 0$ !

La soluzione la costruiamo iterativamente

Ad ogni step, ci muoviamo (minimo) lungo la direzione  
lungo la quale  $f$  decresce di più  $\Rightarrow \underline{-\nabla f = b - Ax}$

— Siamo allo step  $k$ : quanto siamo lontani?

$$r_k \text{ (residuo)} \equiv b - Ax_k$$

$x_k$  soluzione  
stimata  
step  $k$

Però  $r_k = -\nabla f(x_k)$ ! Quindi

$\Rightarrow$  legata alla direzione in cui ci  
vogliamo muovere

$$r_k = b - Ax_k$$

chiamiamo  $P_k$  la "vera" direzione  
 $(x_s = \sum \alpha_k P_k)$

$P_k$  è legata a  $r_k$ , ma vogliamo  $\perp P_i \ i < k!$

$$P_k = r_k + \gamma_{ki} P_i \quad (i < k)$$

Imponiamo  $\perp$

$$P_i^t A P_k = 0 = P_i^t r_k + \gamma_{ki} P_i^t A P_i$$

$$\gamma_{ki} = - \frac{P_i^t r_k}{P_i^t A P_i}$$

$$P_k = r_k - \sum_{i < k} \frac{P_i^t r_k}{P_i^t A P_i} P_i$$

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k p_k$$

↗ direzione

calcolo mini mini findo!

$$\frac{\partial}{\partial \alpha_k} \left\{ \frac{1}{2} (x_k + \alpha_k p_k)^T A (x_k + \alpha_k p_k) - (x_k + \alpha_k p_k)^T b \right\} = 0$$

$$\frac{1}{2} \left\{ p_k^T A (x_k + \alpha_k p_k) + (x_k + \alpha_k p_k)^T A p_k \right\} - p_k^T b = 0$$

$$A = A^T$$

$$\Rightarrow p_k^T (A x_k - b) + \alpha_k p_k^T A p_k = 0$$

$$\alpha_k = \frac{p_k^T (b - A x_k)}{p_k^T A p_k} = \frac{p_k^T r_k}{p_k^T A p_k} = \frac{r_k^T r_k}{p_k^T A p_k}$$

(p\_k = r\_k + \gamma\_{k1} p\_1)



Algo

$$x_1 \rightarrow r_1 = b - Ax_1$$

$$r_k = b - Ax_k$$

↓

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k P_k$$

$$\alpha_k = \frac{r_k^t r_k}{P_k^t A P_k}$$

$$r_{k+1} = r_k - \alpha_k A P_k$$

$$\left( \begin{aligned} &= r_{k-1} - \alpha_{k-1} A P_{k-1} - \alpha_k A P_k \\ &= b - A \sum_{i=1}^k \alpha_i P_i = b - A x_k \end{aligned} \right)$$

$$P_{k+1} = r_k + \beta_k P_k$$

$$\beta_k = \frac{r_{k+1}^t r_{k+1}}{r_k^t r_k}$$

Nel caso lineare, max N iterations

Caso generale: controllare  $r_{k+1}$  in modulo

Problema A?

supponiamo nota  $r_k = -\nabla f(x_k)$

Da  $x_k$ , muoviamo lungo  $P_k$

$$\hookrightarrow x_{k+1} \rightarrow r_{k+1} = -\nabla f(x_{k+1})$$

E' chiaro che  $r_{k+1}$  è quello che soddisfa  
 $\Rightarrow$  Trovato senza sapere  $A$

$$(f \approx c - x^t b + \frac{1}{2} x^t A x)$$

$$r_{k+1} = b - A x_{k+1}$$

$$r_k = b - A x_k$$

$$r_{k+1} = b - A(x_k + \lambda P_k) = r_k - \lambda A P_k$$

deve minimizzare

$$\text{al minimo } P_k^t \cdot \nabla f_{k+1} = -P_k^t \cdot r_{k+1} = 0$$

$\downarrow$

$$\lambda = \frac{r_k^t r_k}{P_k^t A P_k} = \frac{P_k^t r_k}{P_k^t A P_k} = \underline{\alpha_k}$$

$\Rightarrow$  quindi non serve  
realmente  $A$ !