



# Stima ai minimi quadrati e cinematica inversa – controllo del peso di end-point



**Prof. Alberto Borghese**



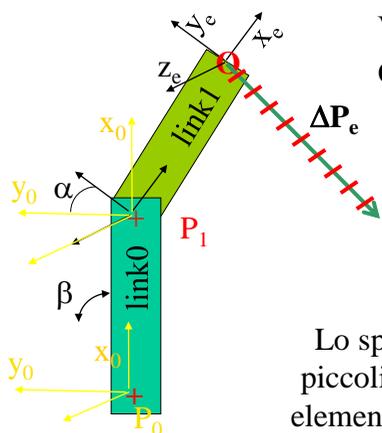
## Sommario



- Più end-point che gradi di libertà ( $m > n$ , sistemi sovradeterminati)
- Esempi
- Privilegio di alcuni parametri dell'end-point.



## Cinematica inversa



Viene definita la traiettoria dell'end-point.  
Occorre calcolare le rotazioni (i movimenti) dei joint.

Lo spostamento viene suddiviso in tanti piccoli spostamenti, per ogni spostamento elementare si calcola la variazione angolare richiesta per tutti i joint.



## Sistema di equazioni lineari



Consideriamo la trasformazione **diretta** joint -> end\_point.

$$\mathbf{P}(t) = f(\alpha(t), \beta(t), T_x(t), T_y(t) | l_0, l_1).$$

$$P_x(t) = f_x(\alpha(t), \beta(t), T_x(t), T_y(t) | l_0, l_1).$$

$$P_y(t) = f_y(\alpha(t), \beta(t), T_x(t), T_y(t) | l_0, l_1).$$

$$P_z(t) = f_z(\alpha(t), \beta(t), T_x(t), T_y(t) | l_0, l_1).$$

Chiamiamo  $\mathbf{W}_k = [\alpha_k, \beta_k, T_{xk}, T_{yk}]$  il valore dei parametri liberi all'istante  $t_k$ .

$$P_x - P_{x_k} = \frac{\partial f_x(\cdot)}{\partial \alpha} \Big|_{\mathbf{w}_k} (\alpha - \alpha_k) + \frac{\partial f_x(\cdot)}{\partial \beta} \Big|_{\mathbf{w}_k} (\beta - \beta_k) + \frac{\partial f_x(\cdot)}{\partial T_x} \Big|_{\mathbf{w}_k} (T_x - T_{xk}) + \frac{\partial f_x(\cdot)}{\partial T_y} \Big|_{\mathbf{w}_k} (T_y - T_{yk})$$

$$P_y - P_{y_k} = \frac{\partial f_y(\cdot)}{\partial \alpha} \Big|_{\mathbf{w}_k} (\alpha - \alpha_k) + \frac{\partial f_y(\cdot)}{\partial \beta} \Big|_{\mathbf{w}_k} (\beta - \beta_k) + \frac{\partial f_y(\cdot)}{\partial T_x} \Big|_{\mathbf{w}_k} (T_x - T_{xk}) + \frac{\partial f_y(\cdot)}{\partial T_y} \Big|_{\mathbf{w}_k} (T_y - T_{yk})$$

$$P_z - P_{z_k} = \frac{\partial f_z(\cdot)}{\partial \alpha} \Big|_{\mathbf{w}_k} (\alpha - \alpha_k) + \frac{\partial f_z(\cdot)}{\partial \beta} \Big|_{\mathbf{w}_k} (\beta - \beta_k) + \frac{\partial f_z(\cdot)}{\partial T_x} \Big|_{\mathbf{w}_k} (T_x - T_{xk}) + \frac{\partial f_z(\cdot)}{\partial T_y} \Big|_{\mathbf{w}_k} (T_y - T_{yk})$$



## Come vengono trattate le velocità



Quando la matrice del Jacobiano è quadrata, risolvo la cinematica inversa mediante inversione della matrice Jacobiano

$$\mathbf{V} = \mathbf{J} \dot{\boldsymbol{\Theta}} \quad \longrightarrow \quad \mathbf{J}^{-1} \mathbf{V} = \dot{\boldsymbol{\Theta}}$$

Cinematica dell' End-effector                      Cinematica dei Joint

Elemento chiave è il Jacobiano, **J**.

Contiene le derivate parziali di  $f(\cdot)$  rispetto a tutti i parametri liberi.  
Le derivate sono calcolate nel “punto di lavoro”.

L'espressione analitica di  $J$  vale  $\forall$  valore dei parametri liberi, ma il  
valore assunto da  $J$  varia in funzione dei parametri liberi.

A.



## Cinematica inversa



Parto da una configurazione iniziale definite da un certo valore dei parametri di controllo  $w_{ini}$  e da una posizione dell'end-point  $P_{ini} = f(w, L)$

Ripeto (eventualmente diminuendo il passo di spostamento)

- 1) Identifico  $\Delta P$  dalla posizione corrente verso la posizione finale.
- 2) Calcolo il Jacobiano con i valori dei parametri correnti,  $w$ .
- 3) Calcolo invertendo il sistema lineare il valore  $\Delta w$  associato ( $J\Delta w = \Delta P$ ).
- 4) Calcolo il nuovo valore dei parametri di controllo:  $w + \Delta w$ .
- 5) Calcolo il nuovo valore effettivo della posizione dell'end point:  $P_{new} = f(w + \Delta w, L)$ . In generale,  $P_{new} \neq P + \Delta P$  (il modello lineare è approssimato).

Fino a quando non arriva sufficientemente vicino a  $P_{finale}$ .



## Sistema M x N, M > N



$$\begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1N}x_N &= b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2N}x_N &= b_2 \\ &\dots \\ a_{M1}x_1 + a_{M2}x_2 + \dots + a_{MN}x_N &= b_M \end{aligned}$$

Ammette 1, nessuna o  $\infty$  soluzioni

$$\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}$$

A è M x N, M > N, non è una matrice quadrata.

1, nessuna,  $\infty$  soluzioni.

### Esempio:

$$\begin{aligned} 3x_1 + 2x_2 + \dots + 4x_N &= 5 \\ 4x_1 - 2x_2 + \dots + 0.5x_N &= 3 \\ &\dots \end{aligned}$$

$$2x_1 + 3x_2 + \dots - 3x_N = -1$$

Ho delle equazioni di troppo, devono essere correlate (combinare linearmente), perché il sistema ammetta soluzione.

Posso sempre calcolare la soluzione in forma matriciale.



## Sistemi lineari con m > n

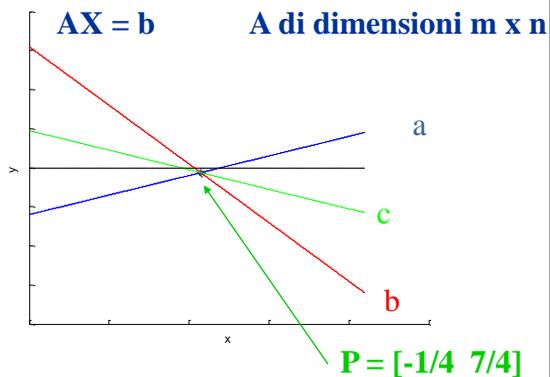


J(W,L) è rettangolare: numero di righe maggiore del numero di colonne

$$\begin{aligned} y &= x + 2 \\ y &= -3x + 1 \\ y &= -x + 3/2 \end{aligned}$$

Una delle 3 righe di A è combinazione lineare delle altre.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -3 & -1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \\ +1.5 \end{bmatrix}$$



Esiste un'equazione "di troppo"

**Nessuna, 1 o  $\infty$  soluzioni**

**Rango di A è pieno**



## Sistema lineare: soluzione algebrica



Caso generale:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{B} &\quad \longrightarrow \quad \mathbf{A}'\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{A}'\mathbf{B} \quad \longrightarrow \quad (\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}'\mathbf{A}\mathbf{X} = (\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}'\mathbf{B} \\
 & & & & & \downarrow \\
 (\mathbf{A}'\mathbf{A}) \text{ gioca il ruolo di } \mathbf{A} \text{ quadrata.} & & & & & \mathbf{X} = (\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}'\mathbf{B}
 \end{aligned}$$

Quale criterio viene soddisfatto da X?



## Sistemi lineari con $m > n$



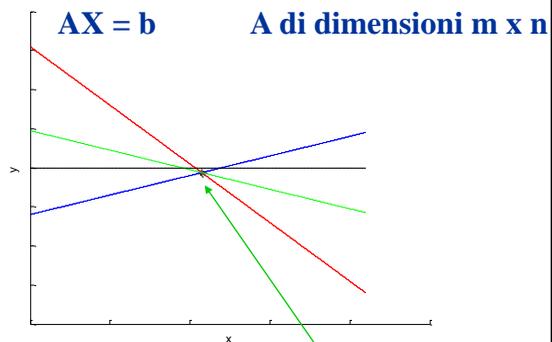
$$\begin{aligned}
 y &= x - 2 \\
 y &= -3x + 1 \\
 y &= -x + 3/2
 \end{aligned}$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -3 & -1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \\ +1.5 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A}^T * \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 11 & 3 \\ 3 & 3 \end{bmatrix} \quad \det = 24$$

$$\mathbf{C} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} = \begin{bmatrix} 0.1250 & -0.1250 \\ -0.1250 & 0.4583 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{P} = \mathbf{C} * \mathbf{A}^T * \mathbf{b}$$



$$\mathbf{P} = [-1/4 \quad 7/4]$$

$$\mathbf{P} = [-0.25 \quad +1.75]$$

intersezione



## Riformulazione del problema



$$a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots \quad a_{1N}x_N = b_1 + v_1$$

$$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots \quad a_{2N}x_N = b_2 + v_2$$

.....

$$a_{M1}x_1 + a_{M2}x_2 + \dots \quad a_{MN}x_N = b_M + v_M$$

Modello

Misure

Errore di modello (sistematico, randomico).  $M \times 1 \Rightarrow$  **Residuo.**

$$A x = b + N$$

$M \times 1$

Vettore dei termini noti

$M \times N$   
(Matrice di disegno)

$N \times 1$   
Vettore delle incognite

Quale criterio viene soddisfatto da X?



## Soluzione come problema di ottimizzazione



$$\text{Funzione costo: } (Ax - b)^2 = \sum_k v_k^2 = \|Ax - b\|^2$$

Assegno un costo al fatto che la soluzione  $x$ , non soddisfi tutte le equazioni, la somma dei residui associati ad ogni equazioni viene minimizzata. Geometricamente: viene trovato il punto a distanza minima da tutte le rette.

$$\min_x \sum_k v_k^2 = \min_x (Ax - b)^2$$

$$\frac{\partial}{\partial x} (Ax - b)^2 = 2A^T(Ax - b) = 0$$

$$A^T A x = A^T b$$

$$X = (A^T A)^{-1} A^T b$$

NB le funzioni costo sono spesso quadratiche (problemi di minimizzazione convessi) perchè il costo cresce sia che il modello sovrastimi che sottostimi le misure.



## Sistemi lineari con $m > n$

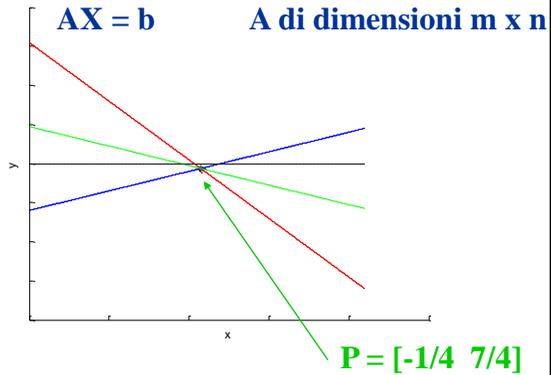


$$\begin{aligned} y &= x - 2 \\ y &= -3x + 1 \\ y &= -x + 3/2 \end{aligned}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -3 & -1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \\ +1.5 \end{bmatrix}$$

$$A^T * A = \begin{bmatrix} 11 & 3 \\ 3 & 3 \end{bmatrix} \quad \det = 24$$

$$C = (A^T A)^{-1} = \begin{bmatrix} 0.1250 & -0.1250 \\ -0.1250 & 0.4583 \end{bmatrix}$$



$$P = C * A^T * b \quad P = [-0.25 \quad +1.75]$$

intersezione

$$\|Ax - b\| = 0$$

A.A. 2018-2019

<http://homes.dsi.unimi.it/~borghese>



## Sistemi lineari con $m > n$ – non esiste soluzione (matematica)



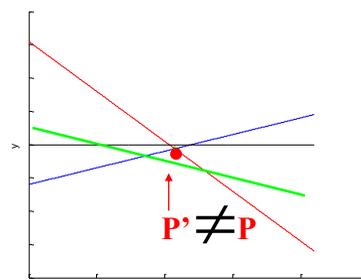
$$\begin{aligned} y &= x - 2 \\ y &= -3x + 1 \\ y &= -x + 1/2 \end{aligned}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -3 & -1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \\ +0.5 \end{bmatrix}$$

$$A^T * A = \begin{bmatrix} 11 & 3 \\ 3 & 3 \end{bmatrix} \quad \det = 24$$

$$C = (A^T A)^{-1} = \begin{bmatrix} 0.1250 & -0.1250 \\ -0.1250 & 0.4583 \end{bmatrix}$$

$AX = b$        $A$  di dimensioni  $m \times n$



$$\sum_k v_k^2 = \|Ax - b\|^2 = 0.865$$

$$P = C * A^T * b \quad P' = [-0.25 \quad +1.4167]$$

No intersezione

A.A. 2018-2019

14/27

<http://homes.dsi.unimi.it/~borghese>



## Commenti

$$\sum_k v_k^2 = \|Ax - b\|^2 = \sum_k \|A_{k,*}x - b_k\|^2 =$$
$$[(A_{11}x_1 + A_{12}x_2) - b_1]^2 + [(A_{21}x_1 + A_{22}x_2) - b_2]^2 +$$
$$[(A_{31}x_1 + A_{32}x_2) - b_3]^2$$

Lo scarto misura la distanza dalla retta

$$y - x + 2 = v_1 = 0.33333$$
$$y + 3x - 1 = v_2 = 0.33333$$
$$y + x - 1/2 = v_3 = 0.33333$$



## Giustificazione statistica

- **C'è un solo insieme vero dei parametri**, mentre ci possono essere infiniti universi di dati per effetto dell'errore di misura.
- La domanda quindi più corretta sarebbe: "Dato un certo insieme di parametri, qual'è la probabilità che questo insieme di dati sia estratto?" (più correttamente si parla di densità di probabilità?)
- Cioè, per ogni insieme di parametri, calcoliamo la probabilità che i dati siano estratti. Ovverosia la likelihood (verosimiglianza) dei parametri, dato un certo insieme di dati.

**La stima ai minimi quadrati** dei parametri è equivalente a determinare i parametri che massimizzano la funzione di **verosimiglianza** sotto l'ipotesi di errore **Gaussiano a media nulla**.



## Sommario



- Più end-point che gradi di libertà ( $m > n$ , sistemi sovradeterminati)
- **Esempi**
- Privilegio di alcuni parametri dell'end-point.

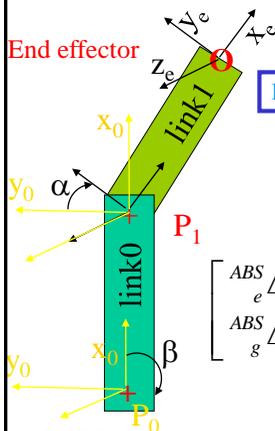


## Il Jacobiano dell'esempio



$$\begin{bmatrix} {}^{ABS}_e P \\ {}^{ABS}_g P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_1 \cos(\alpha + \beta) + l_0 \cos \beta \\ -l_1 \sin(\alpha + \beta) - l_0 \sin \beta \\ l_0 \cos \beta \\ -l_0 \sin \beta \end{bmatrix}$$

**Jacobiano**  
rettangolare: 4 x 2



Definiamo la traiettoria dell'end effector  $\underline{g}$  del joint  $\underline{g}$ , link 0

$$\begin{bmatrix} {}^{ABS}_e \Delta P \\ {}^{ABS}_g \Delta P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -l_1 \sin(\alpha + \beta) & -l_1 \sin(\alpha + \beta) - l_0 \sin \beta \\ -l_1 \cos(\alpha + \beta) & -l_1 \cos(\alpha + \beta) - l_0 \cos \beta \\ 0 & -l_0 \sin \beta \\ 0 & l_0 \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \alpha \\ \Delta \beta \end{bmatrix}$$





## Cinematica inversa (sistema sovradeterminato)



Parto da una configurazione iniziale definite da un certo valore dei parametri di controllo  $w_{ini}$  e da una posizione dell'end-point  $P_{ini} = f(w, L)$

Ripeto (eventualmente diminuendo il passo di spostamento)

- 1) Identifico  $\Delta P$  dalla posizione corrente verso la posizione finale.
- 2) Calcolo il Jacobiano con i valori dei parametri correnti,  $w$ .
- 3) Calcolo invertendo il sistema lineare attraverso la matrice pseudo-inversa il valore  $\Delta w$  associato ( $J'J)^{-1}J'\Delta w \approx \Delta P$ ). La soluzione è approssimata: minimizza la somma quadratica dei residui.
- 4) Calcolo il nuovo valore dei parametri di controllo:  $w + \Delta w$ .
- 5) Calcolo il nuovo valore effettivo della posizione dell'end point:  $P_{new} = f(w + \Delta w, L)$ . In generale,  $P_{new} \approx P + \Delta P$  (il modello lineare è approssimato).

Fino a quando non arriva sufficientemente vicino a  $P_{finale}$ .



## Sommario



- Sistemi lineari con  $m$  equazioni e  $n$  incognite ( $m > n$ , sistemi sovradeterminati).
- Esempi
- **Privilegio di alcuni parametri dell'end-point.**



## Stima ai minimi quadrati pesata



$$\min \| P(Ax - b) \| \quad \mathbf{PAX} = \mathbf{Pb} \quad \mathbf{A} \text{ di dimensioni } m \times n$$

$\mathbf{P}$  di dimensioni  $m \times m$  – matrice dei pesi, diagonale

$$\begin{aligned} p_1 a_{11} x_1 + p_1 a_{12} x_2 - p_1 b_1 &= p_1 v_1 \\ p_2 a_{21} x_1 + p_2 a_{22} x_2 - p_2 b_2 &= p_2 v_2 \\ p_3 a_{31} x_1 + p_3 a_{32} x_2 - p_3 b_3 &= p_3 v_3 \end{aligned}$$

Residuo pesato  $\min \sum_k (p_k v_k)^2$

$$\mathbf{A}^T \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{X} = \mathbf{A}^T \mathbf{P} \mathbf{b}$$

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{P} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{P} \mathbf{b}$$

$$\text{Rank}(\mathbf{A}) = \text{Rank}(\mathbf{C})$$

$\mathbf{C} = (\mathbf{A}^T * \mathbf{P} * \mathbf{A})^{-1}$  è la matrice di **covarianza**  
(matrice quadrata  $n \times n$ )



## Esempio (m = 4, n = 2)



$$\mathbf{J}(\mathbf{W}, \mathbf{L}) = \begin{bmatrix} -l_1 \sin(\alpha + \beta) & -l_1 \sin(\alpha + \beta) - l_0 \sin \beta \\ -l_1 \cos(\alpha + \beta) & -l_1 \cos(\alpha + \beta) - l_0 \cos \beta \\ 0 & -l_0 \sin \beta \\ 0 & l_0 \cos \beta \end{bmatrix}$$

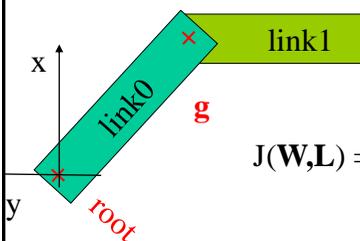
$$\mathbf{x} = (\mathbf{J}^T * \mathbf{P} * \mathbf{J})^{-1} * \mathbf{J}^T \mathbf{P} * \mathbf{b}$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} dP_c / dt \\ dP_f / dt \end{bmatrix}$$

$4 \times 1$

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} d\alpha / dt \\ d\beta / dt \end{bmatrix}$$

$2 \times 1$



$$\mathbf{J}(\mathbf{W}, \mathbf{L}) = \begin{bmatrix} -l_1 & -l_1 - l_0 \sin 45 \\ 0 & -l_0 \cos 45 \\ 0 & -l_0 \sin 45 \\ 0 & l_0 \cos 45 \end{bmatrix}$$

Supponiamo:  $\alpha = \beta = 45^\circ$

$$\mathbf{J}^T \mathbf{P} \mathbf{J} = \begin{bmatrix} p_1 * l_1^2 & p_1 (l_1^2 + l_0 l_1 \sqrt{2} / 2) \\ p_1 (l_1^2 + l_0 l_1 \sqrt{2} / 2) & p_1 [(-l_1 - l_0 \sin 45)^2] + p_2 (l_0 \cos 45)^2 + p_3 (l_0 \sin 45)^2 + p_4 (l_0 \cos 45)^2 \end{bmatrix}$$



## Esempio (m = 4, n = 2)



$$x = (J^T P J)^{-1} * J^T P * b \quad b = \begin{bmatrix} dP_e / dt \\ dP_g / dt \end{bmatrix} \quad x = \begin{bmatrix} d\alpha / dt \\ d\beta / dt \end{bmatrix}$$

Supponiamo:  $\alpha = \beta = 45^\circ$

Supponiamo:  $l_0 = l_1 = 2$

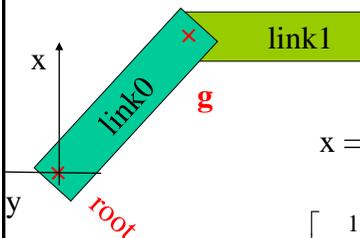
$$P = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$dP_e^x = 1$$

$$dP_g^y = 0$$

$$dP_e^y = 1$$

$$dP_g^x = 0$$



$$(J^T P J) = \begin{bmatrix} 40 & 68.284 \\ 68.284 & 140.568 \end{bmatrix}$$

$$x = C * J^T * b = \begin{bmatrix} -0.3994 \\ -0.0589 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d\alpha \\ d\beta \end{bmatrix}$$

$$J * x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0.0833 \\ 0.0833 \\ 0.0833 \end{bmatrix} \neq \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dP_{e_x} \\ dP_{e_y} \\ dP_{f_x} \\ dP_{f_y} \end{bmatrix}$$

**più vicino**

al valore desiderato per il punto **e** e meno per il punto **g**

$$\min \| P(Jx - b) \| = ((1-1)*10)^2 + ((0.0833-0)*10)^2 + (0.0833-1)^2 + (0.0833-0)^2 \quad \text{i.unimi.it/~borghese}$$



## Privilegio di alcuni gradi di libertà dell'end point



$$x = (J^T P J)^{-1} * J^T P * b$$

Attraverso P posso influenzare la soluzione (vincolo soft sul movimento)



## Sommario



- Più end-point che gradi di libertà ( $m > n$ , sistemi sovradeterminati)
- Esempi
- Privilegio di alcuni parametri dell'end-point.