



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



**Prof. Alberto Borghese**



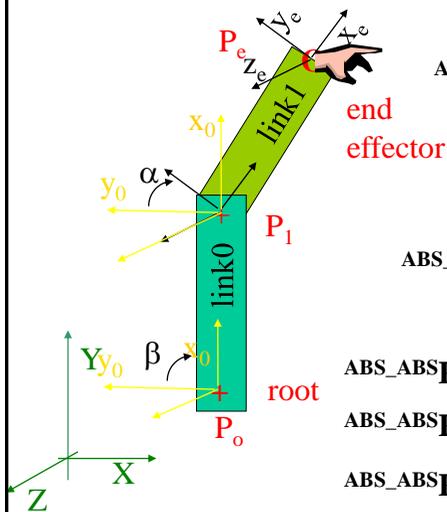
## Sommario



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



## Descrizione cinematica diretta (forma matriciale)



$${}_{ABS\_ABS}P = \begin{bmatrix} l_1 \cos(\alpha + \beta) + l_0 \cos \beta + T_x \\ -l_1 \sin(\alpha + \beta) - l_0 \sin \beta + T_y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$${}_{ABS\_ABS}P(t) = {}_{ABS\_ABS}A(t) \cdot eP$$

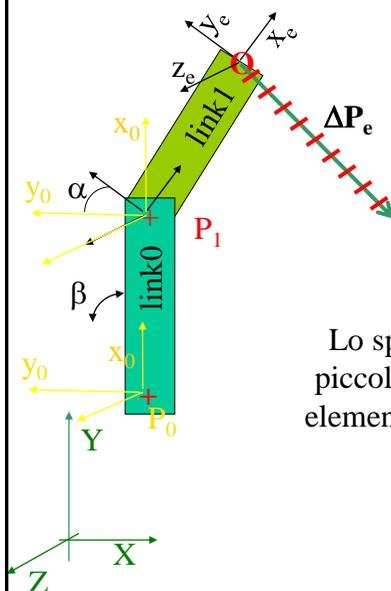
$${}_{ABS\_ABS}P_x(t) = f_x(\alpha(t), \beta(t), T_x(t), T_y(t) | l_0, l_1)$$

$${}_{ABS\_ABS}P_y(t) = f_y(\alpha(t), \beta(t), T_x(t), T_y(t) | l_0, l_1)$$

$${}_{ABS\_ABS}P_z(t) = f_z(\alpha(t), \beta(t), T_x(t), T_y(t) | l_0, l_1)$$



## 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  $\rightarrow$  end\_point.

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

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

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

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

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

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

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

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

$$\Delta \mathbf{P} = \mathbf{J} \Delta \mathbf{W}$$

A.A. 2020-2021

5/37

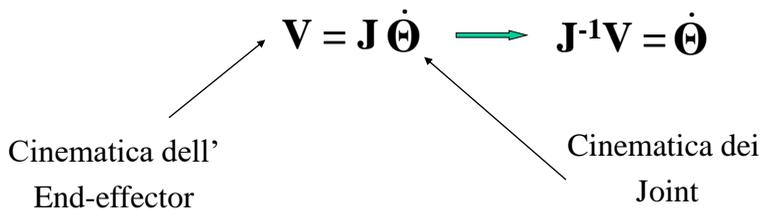
<http://borgese.di.unimi.it>



## Come vengono trattate le velocità



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



Elemento chiave è il Jacobiano,  $\mathbf{J}$ .

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  $\mathbf{J}$  vale  $\forall$  valore dei parametri liberi, ma il valore assunto da  $\mathbf{J}$  varia in funzione dei parametri liberi.

A.



# Cinematica inversa



Parto da una configurazione iniziale definita 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 ( $\Delta w = J^{-1}\Delta P$ ).
- 4) Calcolo il nuovo valore dei parametri di controllo (liberi):  $w + \Delta w$ .
- 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 lineare



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

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

.....

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

$\{a_{ij}\}$  – coefficienti in numero  $N \times M$

$\{x_j\}$  – incognite,  $N$

$\{b_j\}$  – termini noti,  $M$

I sistemi lineari sono interessanti perchè sono manipolabili con operazioni semplici (algebra delle matrici)

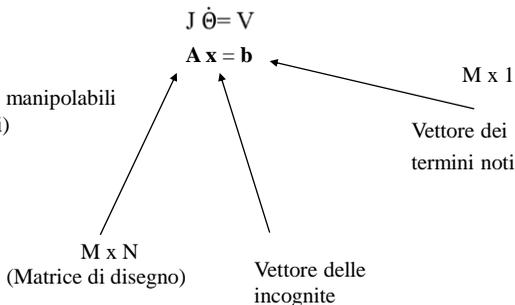
**Esempio:**

$$3x_1 + 2x_2 + \dots + 4x_N = 5$$

$$4x_1 - 2x_2 + \dots + 0.5x_N = 3$$

.....

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



$\{x_j\}$  soddisfano tutte le equazioni



# Matrice inversa



Viene definita per matrici **quadrate** ( $N \times N$ ):

$$A^{-1}A = I$$

Esiste ed è unica se  $\det(A) \neq 0$ .

*Inv(A) è la somma dei prodotti degli elementi di una riga o colonna per il loro complemento algebrico (formula di Leibniz).*

$$Ax = b \rightarrow A^{-1}Ax = A^{-1}b \rightarrow Ix = A^{-1}b \rightarrow \boxed{x = A^{-1}b}$$



# Sistema lineare: soluzione robusta (SVD)



$$Ax = b$$

$$A = U^T W V$$

Ortonormale  $M \times N$

Diagonale ( $N \times N$ )

Ortonormale  $N \times N$

Se  $N = M$

$$\boxed{x = V^T W^{-1} U^T b}$$

$$A^{-1} = (U^T W V)^{-1} = V^T W^{-1} U$$

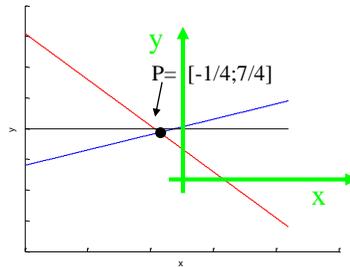
$W^{-1}$  è diagonale.  $w_{ii}^{-1} = 1/w_{ii}$   
 $w_{ii}$  sono detti valori singolari.

$$Ax = b \rightarrow x = A^{-1}b = V^T W^{-1} U^T b$$



## Esempio di soluzione di un sistema lineare

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



$$\begin{aligned} 1 x_1 - 1 x_2 &= -2 \\ -3 x_1 - 1 x_2 &= -1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} y &= x_2 \\ x &= x_1 \end{aligned}$$

Risolve per sostituzione:  $x_1 = -2 + 1 x_2$ .

$$\begin{aligned} -3(-2 + x_2) - x_2 &= -1 &\rightarrow x_2 = 7/4 \\ x_1 - 1/4 &= 2 &\rightarrow x_1 = -1/4 \end{aligned}$$



## Rette e sistemi lineari

Scrivo il sistema lineare:  $Ax = b$

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

$$\begin{aligned} y &= x + 2 \\ y &= -3x + 1 \end{aligned} \quad \begin{array}{l} \rightarrow y = x_2 \\ \rightarrow x = x_1 \end{array}$$

$$\begin{aligned} 1 x_1 - 1 x_2 &= -2 \\ -3 x_1 - 1 x_2 &= -1 \end{aligned}$$

$X$  è una soluzione se soddisfa **tutte** le equazioni del sistema stesso.



## Soluzione di sistemi lineari quadrati



$$x = A^{-1} b$$

Condizione di esistenza dell'inversa è  $\det(A) \neq 0$

Il sistema ammette 1 ed 1 sola soluzione se  $\det(A) \neq 0$

Altrimenti: **nessuna** o **infinite** soluzioni



## Risoluzione di un sistema 2x2



$$a_{11}x_1 + a_{12}x_2 = b_1$$

$$y = Ax$$

$$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 = b_2$$

$$x = A^{-1} y$$

$$A^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \begin{bmatrix} a_{22} & -a_{12} \\ -a_{21} & a_{11} \end{bmatrix}$$

$$\det(A) = a_{11} * a_{22} - a_{12} * a_{21}$$



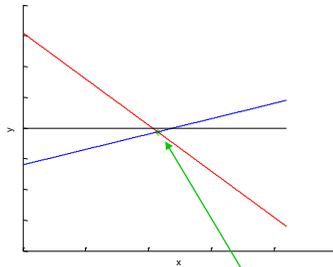
## Esempio



$$y = x + 2$$

$$y = -3x + 1$$

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



$$1 x_1 - 1 x_2 = -2$$

$$-3 x_1 - 1 x_2 = -1$$

$$x_1 = x$$

$$x_2 = y$$

$$\det(A) = 1(-1) - (-1)(-3) = -1 - 3 = -4 \neq 0$$

**Rango di A è pieno**

$$A^{-1}$$

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

$$x = A^{-1} b = -\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & +1 \\ +3 & +1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$x_1 = -1/4$$

$$x_2 = 7/4$$



## Esempio di soluzione non univoca ( $\det(A) = 0$ )

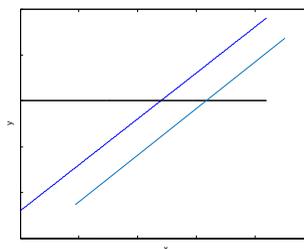


$$y = x + 2$$

$$2y = 2x + 3$$

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

Non esistono soluzioni



$$1 x_1 - 1 x_2 = -2$$

$$2 x_1 - 2 x_2 = -3$$

$$x_1 = x$$

$$x_2 = y$$

$\det(A) = 1(-2) - (-1)(2) = -2 + 2 = 0$  La soluzione non esiste o  $\infty$  soluzioni.

$$y = x + 2$$

$$2y = 2x + 4$$

La soluzione, non è unica: tutti i punti della retta soddisfano contemporaneamente le 2 equazioni. In questo caso  $\infty$  soluzioni: rette sovrapposte.



## Sistema M x N, M > N



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

Ammette 1, nessuna o  $\infty$  soluzioni

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

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

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

1, nessuna,  $\infty$  soluzioni.

### Esempio:

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

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

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

Posso sempre calcolare la soluzione in forma matriciale.



## Sistemi lineari con m > n

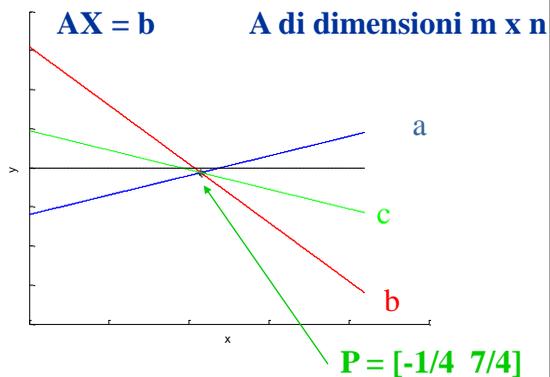


J(W,L) è rettangolare: numero di righe maggiore del numero di colonne

$$\begin{aligned} y &= x + 2 & x &= x_1 \\ y &= -3x + 1 & y &= x_2 \\ y &= -x + 3/2 \end{aligned}$$

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:

$$\mathbf{A} \mathbf{X} = \mathbf{B} \quad \Longrightarrow \quad \mathbf{A}' \mathbf{A} \mathbf{X} = \mathbf{A}' \mathbf{B} \quad \Longrightarrow \quad (\mathbf{A}' \mathbf{A})^{-1} (\mathbf{A}' \mathbf{A}) \mathbf{X} = (\mathbf{A}' \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}' \mathbf{B}$$

$$\Downarrow$$

$(\mathbf{A}' \mathbf{A})$  gioca il ruolo di  $\mathbf{A}$  quadrata.  $\mathbf{X} = (\mathbf{A}' \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}' \mathbf{B}$

Quale criterio viene soddisfatto da  $\mathbf{X}$ ?



## Sistemi lineari con $m > n$



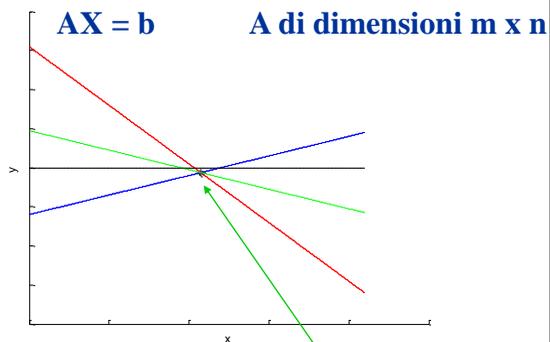
$$\begin{aligned} y &= x - 2 & x &= x_1 \\ y &= -3x + 1 & y &= x_2 \\ y &= -x + 3/2 \end{aligned}$$

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

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

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

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



$\mathbf{P} = [-1/4 \ 7/4]$   
 $\mathbf{P} = [-0.25 \ 1.75]$   
**intersezione**



## Riformulazione del problema



$$\begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots & a_{1N}x_N = b_1 + v_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots & a_{2N}x_N = b_2 + v_2 \end{aligned}$$

.....

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

Modello

Misure

$M \times N$   
(Matrice di disegno)

$N \times 1$   
Vettore delle  
incognite

$M \times 1 \Rightarrow$  Residuo.

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

Vettore dei  
termini noti  
 $M \times 1$

Quale criterio viene soddisfatto da X?



## Soluzione come problema di ottimizzazione



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

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.

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

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

$$\mathbf{A}^T \mathbf{Ax} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$$

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

NB le funzioni costo sono spesso quadratiche (problemi di minimizzazione convessa perchè hanno un unico minimo globale).



## Sistemi lineari con $m > n$



$$\begin{aligned} y &= x - 2 & x &= x_1 \\ y &= -3x + 1 & y &= x_2 \\ y &= -x + 3/2 \end{aligned}$$

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

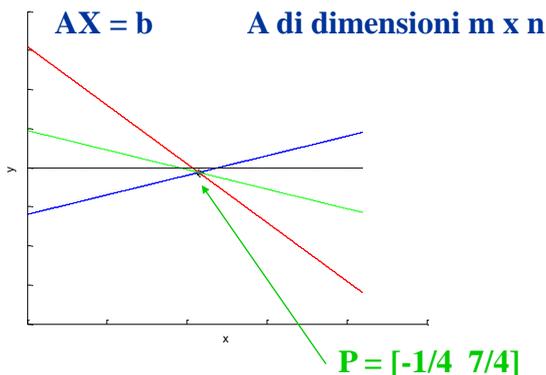
$$A^T * A = \begin{bmatrix} 11 & 3 \\ 3 & 3 \end{bmatrix} \quad \det = 24$$

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

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

intersezione

$$\sum_k^n v_k^2 = \|Ax - b\| = 0$$



A.A. 2020-2021

<http://borgese.di.unimi.it>



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



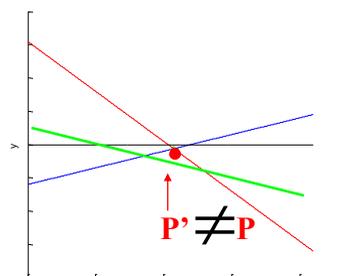
$$\begin{aligned} y &= x - 2 \\ y &= -3x + 1 \\ y &= -x + 1/2 \end{aligned}$$

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

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

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

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



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

$$P = C * A^T * b \quad P = [-0.25 \quad +1.4167] \quad \text{No intersezione}$$

A.A. 2020-2021

24/37

<http://borgese.di.unimi.it>



## Sistemi lineari con $m > n$ – residui



$$y = x - 2$$

$$y = -3x + 1 \quad \begin{matrix} x=x_1 \\ y=x_2 \end{matrix}$$

$$y = -x + 1/2$$

$$AX = b$$

A di dimensioni  $m \times n$

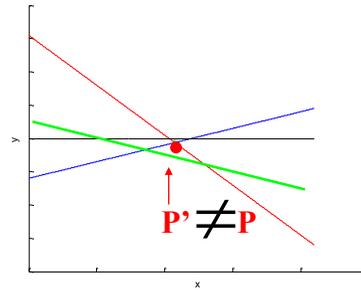
$$A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -3 & -1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \\ -0.5 \end{bmatrix}$$

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

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

$$P = C * A^T * b \quad \mathbf{P} = [-0.25 \quad +1.4167]$$

**No intersezione**



$$\begin{aligned} v_1 &= 1 * (-0.25) - 1 * (1.4167) - (-2) = 0.333 \\ v_2 &= -3 * (-0.25) - 1 * (1.4167) - (-1) = 0.333 \\ v_3 &= -1 * (-0.25) - 1 * (1.4167) - (-0.5) = -0.666 \end{aligned}$$

$$\sum_k^n v_k^2 = \|Ax - b\|^2 = |v|^2 = 0.111 + 0.111 + 0.111 + 0.111 + 0.444 = 0.666$$

A.A. 2020-2021

25/37

<http://borgese.di.unimi.it>



## Commenti



$$\sum_k v_k^2 = \|Ax - b\|^2 = \sum_k \|A_{k,*}x - b_k\|^2 =$$

$$\begin{aligned} & [(A_{11}x_1 + A_{12}x_2) - b_1]^2 + [(A_{21}x_1 + A_{22}x_2) - b_2]^2 + \\ & [(A_{31}x_1 + A_{32}x_2) - b_3]^2 \end{aligned}$$

Lo scarto misura la distanza dalla retta

$$y - x + 2 = v_1 = 0.33333$$

$$y + 3x - 1 = v_2 = 0.33333$$

$$y + x - 1/2 = v_3 = -0.66666$$

A.A. 2020-2021

26/37

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



## Sommario



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



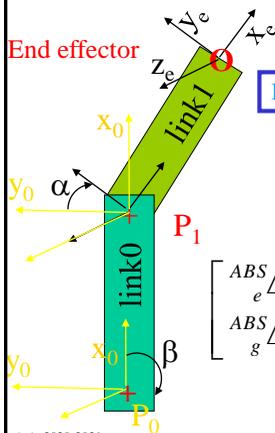
## Il Jacobiano dell'esempio



Considero solo  $\alpha$  e  $\beta$

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

**Jacobiano rettangolare: 4 x 2**



Definiamo la traiettoria dell'end effector e del joint g, link 0

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



# Esempio (m = 4, n = 2)



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

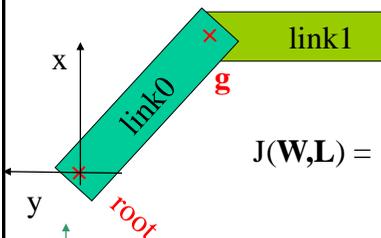
$$x = (J^T * J)^{-1} * J^T * b$$

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

4 x 1

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

2 x 1



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

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

$$J^T * J = \begin{bmatrix} l_1^2 & l_1^2 + l_0 l_1 \sqrt{2} / 2 & l_1^2 + l_0 l_1 \sqrt{2} / 2 \\ l_1^2 + l_0 l_1 \sqrt{2} / 2 & (-l_1 - l_0 \sin 45)^2 + (l_0 \cos 45)^2 + (l_0 \sin 45)^2 + (l_0 \cos 45)^2 \\ l_1^2 + l_0 l_1 \sqrt{2} / 2 & (-l_1 - l_0 \sin 45)^2 + (l_0 \cos 45)^2 + (l_0 \sin 45)^2 + (l_0 \cos 45)^2 \end{bmatrix} =$$

$$= \begin{bmatrix} 4 & 4 + 2\sqrt{2} \\ 4 + 2\sqrt{2} & 12 + 4\sqrt{2} \end{bmatrix}$$

Supponiamo:  $l_0 = l_1 = 2$



# Esempio (m = 4, n = 2)



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

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

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

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

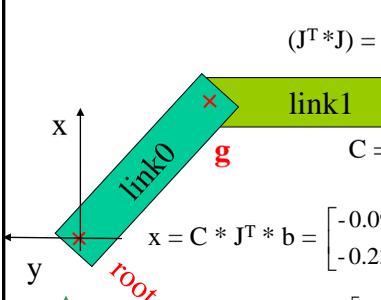
Supponiamo:  $l_0 = l_1 = 2$

$$dP_x^e = 1$$

$$dP_x^g = 1$$

$$dP_y^e = 0$$

$$dP_y^g = 0$$



$$(J^T * J) = \begin{bmatrix} 4 & 6.8284 \\ 6.8284 & 17.6568 \end{bmatrix}$$

$$C = (J^T * J)^{-1} = \begin{bmatrix} 0.7357 & -0.2845 \\ -0.2845 & 0.1667 \end{bmatrix}$$

$$x = C * J^T * b = \begin{bmatrix} -0.0976 \\ -0.2357 \end{bmatrix} \text{radianti} = \begin{bmatrix} d\alpha \\ d\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -5.593 \\ -13.506 \end{bmatrix} \text{gradi}$$

$$J * x = \begin{bmatrix} 1 \\ 0.3333 \\ 0.3333 \\ 0.3333 \end{bmatrix} \neq \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dP_{e_x} \\ dP_{e_y} \\ dP_{g_x} \\ dP_{g_y} \end{bmatrix}$$

che è diverso dal valore impostato per  $\Delta P$

$$\min \| Jx - b \| = 0.3333^2 + 0.6666^2 + 0.3333^2$$



## 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 ( $J'J^{-1}J'\Delta w \neq \Delta P$ ). 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,  $P_{new} \neq P + \Delta P$  (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  $n \times n$ )

A.A. 2020-2021

33/37

<http://borgese.di.unimi.it>



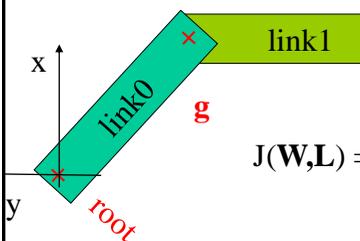
## Esempio ( $m = 4, n = 2$ )



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

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

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} dp_e / dt \\ dp_f / dt \end{bmatrix}_{4 \times 1} \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} d\alpha / dt \\ d\beta / dt \end{bmatrix}_{2 \times 1}$$



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

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

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

A.A. 2020-2021

34/37

<http://borgese.di.unimi.it>



## 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:  $l_0 = l_1 = 2$

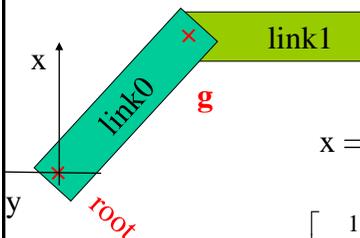
$$P = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$dP_e^x = 1$$

$$dP_g^x = 1$$

$$dP_e^y = 0$$

$$dP_g^y = 0$$



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

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

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

**più vicino**

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

$$\min \| P(Jx - b) \| = ((1-1)*10)^2 + ((0.0833-0)*10)^2 + (0.0833-1)^2 + (0.0833-0)^2 \quad \#borghese.di.unimi.it$$



## Privilegio di alcuni punti dello scheletro rispetto ad altri



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

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.