

# An innovative approach for the Calibration of Industrial Manipulators based on Neural Networks

Giovanni Legnani, Pierluigi Magnani, Monica Tiboni

Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università degli Studi di Brescia, Italy

E-mail: giovanni.legnani@ing.unibs.it, pierluigi.magnani@ing.unibs.it, monica.tiboni@ing.unibs.it

*Keywords:* Robot Calibration, Neural Network, Industrial Manipulators.

**SUMMARY.** The paper deals with the calibration of industrial robots, a very important issue in robotics. The authors are involved in researches with the aim to study calibration methodologies based on Neural Networks applied to industrial robots. The paper is a report of the main results of this activity. The proposed methodology can be applied in two versions. The first one requires just the nominal model of the robot and a Neural Network, the second one combines a Neural Network with an already calibrated parametrical model. The paper discusses the results of the application of the methodology to a SCARA robot, a 6 DoF Stewart Platform and a 5 DoF measuring robot.

## 1 INTRODUZIONE

I robot utilizzati in ambito industriale (robot di manipolazione, pallettizzazione, per la verniciatura, la saldatura, l'assemblaggio, ecc..) presentano generalmente una buona ripetibilità, mentre l'accuratezza è generalmente inferiore alle esigenze delle applicazioni. La discrepanza tra il comportamento ideale e quello reale è principalmente dovuta a: tolleranze di fabbricazione (offset degli angoli ai giunti, inaccuratezza nella lunghezza dei link), giochi, elasticità, deformazioni termiche, ecc..

La calibrazione è una procedura per migliorare l'accuratezza del robot senza interventi di natura meccanica su di esso, ma intervenendo solo sul suo controllore.

La calibrazione non è necessaria in robot programmati per apprendimento, mentre è particolarmente importante per i robot programmati on-line, in cui la traiettoria è generata in modo automatico mediante un software dedicato. In questo caso, per ottenere performance adeguate per l'applicazione, su ogni singolo robot installato viene effettuata la calibrazione cinematica.

Un approccio molto utilizzato per la calibrazione cinematica è quello parametrico ([1]), che si basa sullo sviluppo di un modello parametrico del robot e sull'identificazione dei parametri del modello per riprodurre il comportamento cinematico del robot reale nel modo più affidabile possibile. Per ridurre la complessità del modello sono spesso trascurati errori dovuti a giochi, elasticità, deformazioni termiche, d'altra parte per la maggior parte dei robot manipolatori industriali gli errori geometrici rappresentano la principale causa di inaccuratezza e la calibrazione parametrica consente di ottenere risultati sufficienti, migliorando l'accuratezza del robot fino a portarla a valori prossimi alla ripetibilità ([2, 3, 4]).

Gli autori, sulla base dell'esperienza maturata nel campo della calibrazione cinematica ([4, 7, 8, 9]), hanno da alcuni anni sviluppato un'attività di ricerca volta ad indagare la possibilità di sviluppare un approccio alternativo alla calibrazione parametrica, basato sulla modellizzazione del comportamento cinematico del robot reale mediante l'impiego di una rete neurale artificiale (approccio neuro-cinematico, NK) oppure di combinare i vantaggi dell'approccio parametrico con quelli dell'impiego di reti neurali (approccio ibrido neuro-parametrico, HNP) per migliorare ulteriormente i risultati della calibrazione.

Il lavoro proposto riassume i risultati della sperimentazione condotta su tre differenti tipologie di robot: un robot SCARA, un robot parallelo (piattaforma di Stewart) a 6 gradi di libertà ed un robot seriale di misura a 5 gradi di libertà.

## 2 METODOLOGIE DI CALIBRAZIONE BASATE SU RETI NEURALI

### 2.1 Calibrazione Neuro-Cinematica

La metodologia di calibrazione che definiamo neuro-cinematica (NK) consiste nello sviluppo di un modello neuro-cinematico del robot reale, che coinvolga un modello cinematico del robot ed una rete neurale artificiale, che permette di descrivere gli errori del robot in modo indipendente dalla loro natura.

In figura 1 è riportata una schematizzazione della metodologia per la cinematica diretta. La simbologia utilizzata è la seguente:  $Q_{th}$  rappresenta il vettore delle variabili ai giunti misurate dai trasduttori,  $S_{th}$  and  $S_{re}$  rappresentano rispettivamente la posa teorica e reale della pinza, mentre  $S_{NK}$  è la posa predetta dal modello neuro-cinematico.

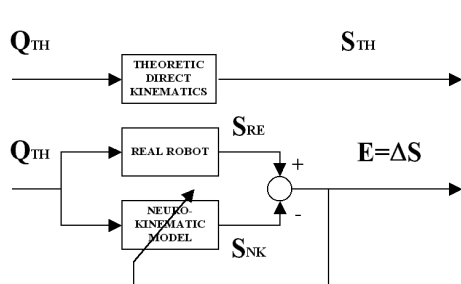


Figura 1: Modello neuro-cinematico per la calibrazione della cinematica diretta.

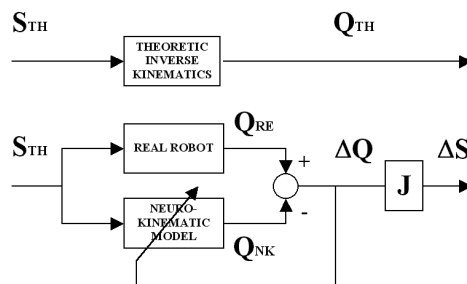


Figura 2: Modello neuro-cinematico per la calibrazione della cinematica inversa.

La rete neurale artificiale è addestrata con l'obiettivo di ridurre la quantità  $E = \|S_{re} - S_{NK}\|$ , che rappresenta l'errore nella predizione della posa, dove  $\|\cdot\|$  è la Norma Euclidea.

Esistono differenti soluzioni per l'inserimento della rete neurale artificiale e del modello cinematico all'interno del modello neuro-cinematico. In figura 3 sono rappresentate tutte le possibili configurazioni.

In modo analogo, per la calibrazione della cinematica inversa è possibile sviluppare un modello neuro-cinematico (figura 2) e sono possibili differenti configurazioni per la sua realizzazione (figura 4). In questo caso è necessario predire le rotazioni ai giunti  $Q_{re}$  che portano la pinza di un robot reale in una posizione desiderata  $S_{th}$ . Per rendere confrontabili i risultati di cinematica diretta ed inversa, per quest'ultima si definisce un indice di errore di posa equivalente  $E = \|\Delta S\| = \|J\Delta Q\|$  dove  $J$  è la matrice Jacobiana e  $\Delta Q = Q_{re} - Q_{th}$ .

### 2.2 Calibrazione ibrida Neuro-Parametrica

Nella calibrazione ibrida neuro-parametrica si utilizzano una rete neurale artificiale ed un modello parametrico del robot. Il modello parametrico tiene in considerazione gli errori geometrici di lunghezza dei link, disallineamenti degli assi, offset degli angoli ai giunti della base del robot. In questo caso, la rete neurale predice solo le componenti d'errore dovute a fattori non geometrici, quali giochi, elasticità, deformazioni termiche, isteresi, ecc... Lo schema dell'approccio ibrido

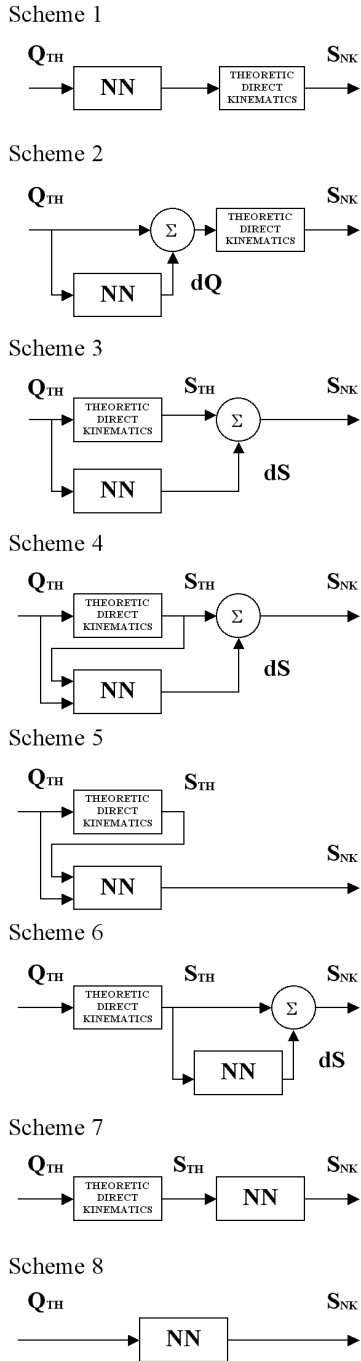


Figura 3: Configurazioni possibili per il modello neuro-cinematico diretto.

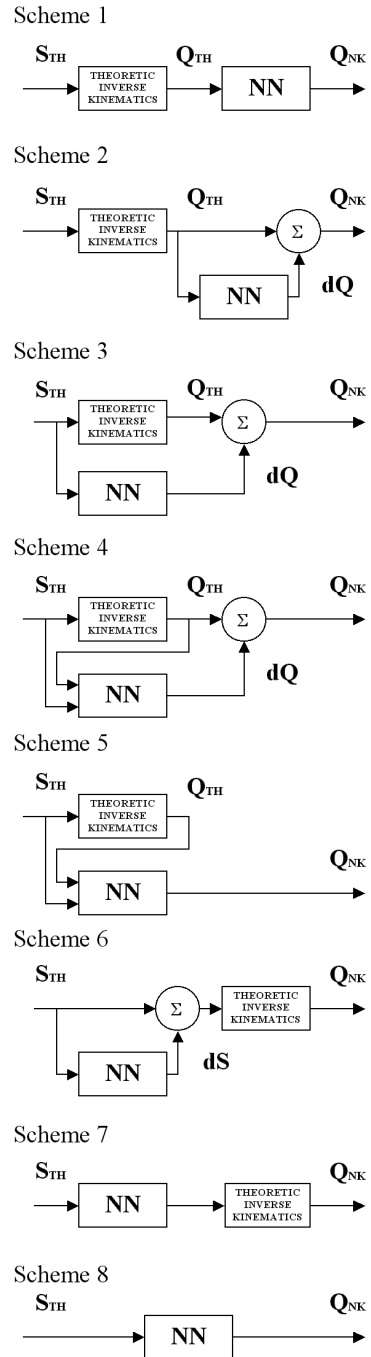


Figura 4: Configurazioni possibili per il modello neuro-cinematico inverso.

neuro-parametrico è strutturalmente simile a quello dell'approccio neuro-cinematico (figure 1 e 2), dove il modello cinematico è però sostituito da un modello parametrico del robot in cui i parametri siano stati preventivamente identificati.

### 2.3 Rete Neurale adottata

La rete neurale utilizzata all'interno dei modelli neuro-cinematico ed ibrido neuro-parametrico è una rete feed-forward multi-layer (figura 5), essendo la trasformazione ingresso/uscita che deve modellizzare altamente non lineare. Dalle prove condotte è emerso che una rete con un solo livello di neuroni nascosti rappresenta un buon compromesso tra complessità della rete (di conseguenza tempi di implementazione e di apprendimento) e bontà dell'apprendimento (in accordo a quanto asserito dall'Universal Approximation Theorem [11]). Le funzioni di trasferimento dei neuroni nascosti sono sigmoidali, mentre quelle dei neuroni di uscita sono lineari.

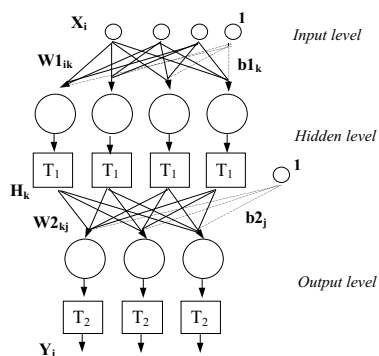


Figura 5: Architettura della rete feed-forward adottata.

La rete neurale è addestrata utilizzando la metodologia back-propagation con momentum ed utilizzando l'approccio che prevede una preventiva interruzione dell'apprendimento che consente di migliorare la capacità di generalizzazione, denominato *early-stopping method*.

La rete neurale è addestrata su un gruppo di pose denominato *set di apprendimento*, durante l'apprendimento viene monitorato l'errore di predizione su un gruppo di pose, denominato *set di controllo*, e l'apprendimento viene interrotto quando l'errore sul set di controllo si stabilizza, anche se l'errore sul set di apprendimento continua a diminuire. Con questo approccio si impedisce alla rete di specializzarsi sulle pose di apprendimento a scapito della capacità di generalizzazione.

Al termine dell'apprendimento, viene considerato l'errore di predizione su un terzo set di pose, denominato *set di validazione*.

## 3 RISULTATI DELL'APPLICAZIONE DELLE METODOLOGIE BASATE SU RETI NEURALI A DIFFERENTI TIPOLOGIE DI ROBOT

### 3.1 Calibrazione neuro-cinematica di un robot SCARA a 2 gradi di libertà simulato

Test preliminari sulla calibrazione neuro-cinematica sono stati condotti su un robot SCARA (figura 6) considerando le rotazioni angolari  $\vartheta_1$  e  $\vartheta_2$  trascurando la traslazione della pinza nel piano X-Z, basandosi su dati ottenuti dall'implementazione di un modello parametrico del robot.

Il modello parametrico sviluppato considera le seguenti fonti d'errore: errori geometrici (lunghezza dei link ed offset), elasticità, deformazioni causate da carichi esterni. Le prove sono state

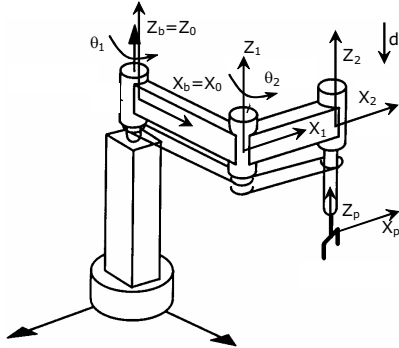


Figura 6: Simulated 3 dof SCARA ( $l_1 = l_2 = 330$  mm)

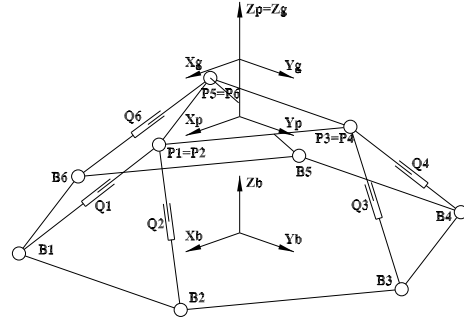


Figura 7: Simulated Stewart platform.

condotte con tre differenti set di valori di parametri ed in tabella 1 sono sintetizzati i risultati della calibrazione neuro-cinematica diretta applicando i differenti schemi in figura 3. Si consideri che i valori medio e massimo di E sulle pose prima della calibrazione sono i seguenti:  $E_{ave} = 12.6$  mm,  $E_{max} = 20.0$  mm.

<i>Scheme</i>	<i>Average Error 1</i> [ $10^{-6}$ m]	<i>Average Error 2</i> [ $10^{-6}$ m]	<i>Average Error 3</i> [ $10^{-6}$ m]	HN
1	39.5	32.3	9.90	20
2	0.187	0.941	0.770	20
3	4.05	28.8	3.17	20
4	1.14	6.07	1.05	20
5	23.4	23.5	1.63	20
6	521	507	61.4	15
7	770	473	62.2	20

Tabella 1: Errore dopo l'apprendimento e numero ottimo di neuroni nascosti (HN).

Dalle prove effettuate è possibile sintetizzare le seguenti considerazioni:

- utilizzando le ampiezze degli angoli ai giunti come ingressi della rete neurale l'apprendimento non è possibile, poiché il comportamento del robot dipende dalle funzioni trigonometriche degli angoli. Essendo le funzioni di attivazione continue e non periodiche, la rete per angoli  $\alpha$  e  $\alpha \pm 2k\pi$  in ingresso fornisce uscite diverse. Il problema può essere risolto sostituendo a ciascun angolo i valori delle funzioni trigonometriche seno e coseno;
- valori che sono risultati adeguati per i parametri di apprendimento sono 0.01 per il learning rate e 0.9 per il momentum;
- da tutte le prove effettuate è emerso che un numero di neuroni del livello nascosto pari a 20 consente di ottenere buoni risultati; aumentando il numero di neuroni non si ha un miglioramento delle performances, mentre la complessità della rete ed i tempi di calcolo aumentano;

- per gli schemi analizzati (con la sola eccezione del numero 8) la rete consegue l'apprendimento; la bontà dell'apprendimento è, però, diversa al variare della configurazione ed, in particolare, i risultati migliori sono stati ottenuti con le configurazioni in parallelo e tra queste con gli schemi 2,3 e 4, sia per la cinematica diretta che per quella inversa. L'accuratezza che si riesce a conseguire assume valori prossimi alla ripetibilità.

Sono state condotte anche prove introducendo nelle pose generate tramite modello parametrico una componente random di errore, che consente di simulare rumore nelle acquisizioni o fenomeni casuali come il gioco. In questo caso, accanto al valore dell'errore medio di posa  $E$ , si definisce anche una componente random dell'errore di posa  $E_r$ , calcolato come differenza tra la posa raggiunta dal robot con sia la componente costante che random dell'errore e la posa raggiunta solo con la componente random dell'errore. Per le pose utilizzate per la calibrazione si hanno i seguenti valori medio e massimo di  $E_r$ :  $E_{r,ave} = 0.17$  mm ed  $E_{r,max} = 0.49$  mm.

In questo caso, per valutare le prestazioni che si ottengono con la metodologia neuro-cinematica si calcolano due indicatori di performance: l'errore effettivo  $E_{eff}$  calcolato confrontando le pose predette dal modello neuro-cinematico con le pose non affette da errore random e l'errore apparente  $E_{app}$  per cui si effettua il confronto con le pose corrotte (affette da errore random). La rete realizza un filtraggio dell'errore random se risulta  $E_{eff} < E_{app}$ . Si introduce, quindi, un indicatore FI, sulla capacità della rete di filtrare l'errore random, definito come:  $FI = E_{eff}/E_r$ . In tabella 3.1 sono riportati i valori di  $E_{eff}$ ,  $E_{app}$  e FI dopo l'apprendimento sia per la cinematica diretta, che per quella inversa con gli schemi 2 e 4.

Come si può osservare dalla tabella 3.1, la rete neurale consente di ottenere un effetto di filtraggio parziale degli errori random. In questo caso, è però necessario limitare il numero dei neuroni del livello nascosto per aumentare la capacità di mediare i dati.

		direct kinematics				inverse kinematics			
scheme	2		4		2		4		
HN	8		2		7		5		
error	ave.	max.	ave.	error	ave.	max.	ave.	max.	
$E_{ap}$	0.21	0.67	0.17	0.44	0.18	0.54	0.19	0.66	
$E_{ac}$	0.14	0.43	0.05	0.17	0.08	0.28	0.10	0.38	
FI	86%		32%		49%		62%		

Tabella 2: Risultati dei tests con errore random.

### 3.2 Calibrazione neuro-cinematica di un robot SCARA a 3 gradi di libertà simulato

In una fase successiva dell'attività di ricerca è stato considerato un robot SCARA (figura 6) a 3 gradi di libertà (includendo anche la traslazione dell'end-effector nel piano X-Z). Per il robot in esame, per generare le pose per effettuare la calibrazione neuro-cinematica, è stato sviluppato un modello parametrico a 13 parametri ( $N = 3 + 4R + 2P = 3 + 4 \cdot 2 + 2 \cdot 1 = 13$ , avendo ipotizzato che solo la posizione della pinza fosse misurabile). Nel modello sviluppato all'end-effector è applicata una forza, che causa una deflessione della pinza, ed è anche stata introdotta una componente random di errore. Lo spazio di lavoro del robot simulato ha la forma di un toroide con  $R_{int} = 0.13$  m,  $R_{ext} = 0.53$  m e  $0 \text{ m} < z < 0.3$  m. All'interno dello spazio di lavoro sono state scelte 72 pose per l'apprendimento e 430 pose di validazione, uniformemente distribuite. L'errore di posa è calcolato come segue:  $E_{xyz} = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$ .

In tabella 3 sono riportati i valori dell'errore prima della calibrazione. In tabella 4 sono riportati i valori di  $E_{eff}$ ,  $E_{app}$  ed FI dopo calibrazione sui set di pose di apprendimento (lea) e di validazione

set	$E$ [mm]	ave	max
lea	$E$	3.44	4.61
	$E_r$	0.28	0.65
val	$E$	3.51	4.93
	$E_r$	0.30	0.65

Tabella 3: Errori di posa del robot SCARA a 3 GdL prima della calibrazione.

set	E [mm]	scheme3		scheme4	
		ave	max	ave	max
lea	ap	0.27	0.52	0.29	0.57
	ac	0.18	0.39	0.19	0.34
val	ap	0.38	1.01	0.36	0.96
	ac	0.23	0.70	0.21	0.54
	FI	76%		69%	

Tabella 4: Errore di posa del robot SCARA a 3 GdL dopo calibrazione.

(val). Si osserva che anche in questo caso si ottiene un'accuratezza dopo calibrazione prossima alla ripetibilità e la rete manifesta anche la capacità di filtrare componenti random di errore.

### 3.3 Calibrazione neuro-cinematica di una piattaforma di Stewart simulata

La metodologia neuro-cinematica è stata successivamente applicata ad un robot a struttura cinematica parallela, una piattaforma di Stewart a 6 gradi di libertà (figura 7). Le cerniere sferiche della base ( $B_i$ ) e della piattaforma ( $P_i$ ) sono posizionate ai vertici di un esagono regolare e di un triangolo equilatero, inscritti in cerchi di raggio rispettivamente 1 m e 0.5 m.

Nel modello parametrico sviluppato per generare le pose per l'addestramento della rete sono state considerate tre componenti d'errore: errori di posizionamento dei nodi della base, errori di lunghezza dei link ed errori di posizione ed orientamento della pinza rispetto alla piattaforma, sovrapponendo anche in questo caso alla componente costante dell'errore una componente random. Lo spazio di lavoro è così definito:  $x_g = \pm 0.2$  m,  $y_g = \pm 0.2$  m,  $z_g = 1.2 \pm 0.2$  m,  $\psi = \pm 30$  deg,  $\theta = \pm 30$  deg and  $\phi = \pm 30$  deg (dove  $\psi$ ,  $\theta$  e  $\phi$  sono gli angoli di Tait Brian di orientamento della pinza). All'interno dello spazio di lavoro sono state scelte con una distribuzione random 50 pose per il set di apprendimento e 100 per il set di validazione.

Per questa tipologia di robot l'errore di predizione della posa viene suddiviso in due parti, l'errore di posizione e l'errore di orientamento, calcolati come segue:  $E_{xyz} = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$  e  $E_{ang} = \sqrt{\Delta \psi^2 + \Delta \theta^2 + \Delta \phi^2}$ .

In tabella 6 sono riportati i valori massimo e medio dell'errore prima della calibrazione e i valori di errore apparente, effettivo ed FI dopo la calibrazione, applicando gli schemi 2 e 4. Dai risultati ottenuti si osserva che l'errore effettivo sul set di validazione è sensibilmente ridotto (da qualche mm a 0.1 mm), ma non abbastanza da raggiungere la ripetibilità del robot. Non si osserva, inoltre la capacità di filtrare l'errore osservata per il robot SCARA, infatti FI assume valori superiori al 100%.

Considerato che la rete neurale svolge una funzione di interpolazione, all'aumentare della complessità e del numero dei gradi di libertà del robot aumenta la densità delle pose necessarie all'apprendimento all'interno dell'area dello spazio di lavoro in cui si vuole effettuare la calibrazione.

### 3.4 Calibrazione parametrica, neuro-cinematica ed ibrida neuro-parametrica di un robot di misura a 5 gradi di libertà basandosi su dati sperimentali

Il robot considerato (figura 8) è una catena cinematica aperta, con 5 giunti rotoidali, dotati di encoders incrementali per la misura delle rotazioni angolari dei giunti. E' un robot utilizzato nell'industria manifatturiera per la produzione di scarpe. E' generalmente mosso dall'operatore e la pinza è posizionata a contatto con la suola della scarpa da misurare. Inserendo i valori delle rotazioni ai giunti misurate dagli encoders nelle equazioni della cinematica diretta, con i valori nominali dei parametri, viene calcolata la posa dell'end-effector. La discrepanza tra la posa della pinza calcolata e quella effettiva è principalmente dovuta ad errori geometrici, mentre le deformazioni sono trascurate.

set	$E[mm]o[mrad]$	$\delta L_r$	
		ave	max
lea	xyz	5.98	14.3
	ang	9.60	17.1
	xyz <sub>r</sub>	0.10	0.26
	ang <sub>r</sub>	0.08	0.17
val	xyz	5.99	28.8
	ang	9.62	26.0
	xyz <sub>r</sub>	0.11	0.60
	ang <sub>r</sub>	0.09	0.56

Tabella 5: Errore di posa per la piattaforma di Stewart prima della calibrazione.

set	$E[mm]o[mrad]$	scheme2		scheme4	
		ave	max	ave	max
lea	xyzap	.074	.203	.039	.087
	angap	.160	.504	.080	.178
	xyzac	.066	.182	.039	.092
	angac	.142	.501	.085	.286
val	xyzap	.133	1.03	.115	.659
	angap	.327	3.40	.287	2.01
	xyzac	.123	.924	.103	.600
FI	xyz	132%		110%	
	ang	386%		336%	

Tabella 6: Errore di posa per la piattaforma di Stewart dopo la calibrazione.

rabili, essendo la struttura in acciaio, il suo peso parzialmente compensato da attuatori pneumatici e non essendo applicati cariche esterni. Trattandosi di un robot di misura, per migliorare l'accuratezza è necessaria la calibrazione della cinematica diretta. Su questo robot la calibrazione è stata effettuata utilizzando dati sperimentali, raccolti forzando l'end-effector in fori calibrati realizzati all'interno di una dima di precisione (figura 9). La dima è stata realizzata mediante una macchina a controllo numerico, la posa di ciascun foro è stata misurata da una macchina di misura tridimensionale con una precisione di  $1 \mu m$ . Per comodità, la posa dell'end-effector è rappresentata dal vettore ridondante  $S = [x, y, z, u_x, u_y, u_z]^T$ , dove  $u_x, u_y, u_z$  sono i coseni direttori dell'asse  $Z_g$  riferiti alla terna di base (figura 8). Per stimare l'errore di posa si utilizzano tre indici: l'errore di posizione  $E_{xyz} = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2 + \Delta z^2}$ , l'errore di orientamento  $E_{cos} = \arccos(u_x \cdot u'_x + u_y \cdot u'_y + u_z \cdot u'_z)$  ed un errore globale calcolato come  $E_{tot} = E_{xyz} + hE_{cos}$  con  $h = 30 \text{ mm}$ . Facendo riferimento agli standards internazionali [12] è stata stimata la ripetibilità del robot, ottenendo un valore di errore di posizione  $E_{xyz}$  pari a 0.268 mm ed un errore di orientamento  $E_{cos}$  pari a 2.141 rad.

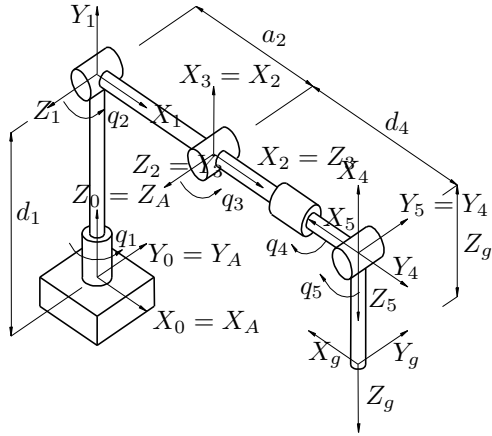


Figura 8: Schema del robot a 5 gradi di libertà considerato.

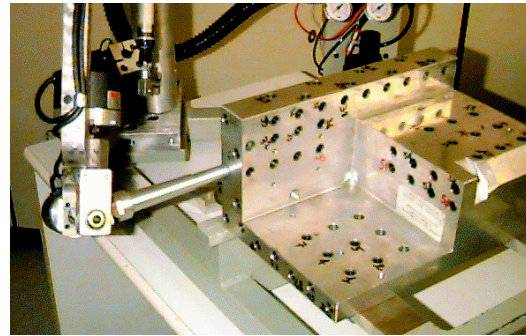


Figura 9: Esempio di pose-matching sperimentale di un robot.

E' stata, inoltre, stimata l'accuratezza del robot prima della calibrazione, confrontando le pose



dei fori calibrati della dima con quelle stimate usando le rotazioni ai giunti misurate ed il modello cinematico nominale del robot.

In tabella 7 sono riportati i valori medio e massimo degli indici calcolati e si assume come stima dell'accuratezza il valore medio dell'errore.

Error Index	Pose Error	
	Ave (AC)	Max
$E_{xyz}$ [mm]	3.10	4.26
$E_{cos}$ [mrad]	14.0	39.6
$E_{tot}$ [mm]	3.40	5.15

Tabella 7: Accuratezza del robot a 5 GdL prima della calibrazione, calcolata su dati sperimentali.

Sul robot in esame, avendo a disposizione dati sperimentali, sono stati applicati i metodi: parametrico, neuro cinematico ed ibridi neuro-parametrico. In tabella 8 sono riassunti i risultati ottenuti. Il metodo di calibrazione neuro-cinematico ottiene risultati migliori di quello parametrico sul set di validazione, ma il suo valore massimo sul set completo è più del doppio. Per questo motivo il metodo parametrico appare più robusto. Il metodo ibrido neuro-parametrico consente di ottenere il risultato migliore, sia in termini di errore medio che di errore massimo, rispetto alla calibrazione parametrica l'errore è ridotto a circa la metà. Questo risultato è coerente con l'origine dell'errore. Esperienze pratiche dimostrano che sull'errore complessivo gli offset degli angoli incidono per il 90%, l'inaccuratezza geometrica per il 5% ed altri fattori per il rimanente 5%. Il metodo ibrido neuro-parametrico consente di considerare il contributo degli errori dovuti a fattori non geometrici.

Set	Validation		Complete	
	Ave	Max	Ave	Max
AC Uncalibrated	-	-	3.40	5.15
$\bar{E}, \max(E_i)$ Uncal.	-	-	0.096	0.604
AC Parametric	0.46	1.28	0.41	1.28
AC Neuro-kinematic	0.40	0.70	0.37	2.82
AC Hybrid	0.27	0.55	0.23	0.93

Tabella 8: Accuratezza del robot a 5 GdL non calibrato e calibrato ( $E_{tot}$  è espresso in [mm]).

#### 4 CONCLUSIONI

I risultati ottenuti hanno messo in evidenza che per tutte le tipologie di robot considerate la calibrazione basata su reti neurali artificiali ha permesso di migliorare l'accuratezza del robot. Dal confronto delle differenti configurazioni, è emerso che gli schemi in parallelo sono migliori rispetto a quelli serie e tra questi i migliori sono risultati il 2,3 e 4. Pochi neuroni sono sufficienti per conseguire l'apprendimento della rete e la rete consente anche di filtrare il rumore contenuto nei dati.

L'approccio neuro-cinematico è applicabile a qualsiasi tipologia di robot e risulta semplice da applicare, non necessitando di un modello parametrico del robot e rispetto all'approccio parametrico ha il vantaggio di includere l'effetto anche di errori non geometrici difficili da modellizzare, così come di componenti random di errore; d'altro canto risulta meno robusto.

L'approccio ibrido neuro parametrico è il più complesso tra quelli analizzati, ma anche quello che consente di ottenere i risultati migliori. Questo approccio, con un incremento trascurabile del tempo di calcolo del controllore, presenta una migliore capacità di generalizzazione rispetto al metodo neuro-cinematico.

Per robot per cui sia possibile effettuare una calibrazione parametrica robusta l'uso del metodo ibrido neuro-parametrico, benché possibile, non è giustificato, viceversa per robot per i quali non sia disponibile un robusto modello parametrico l'approccio ibrido neuro-parametrico può essere una valida soluzione.

#### Riferimenti bibliografici

- [1] Nowrouzi A., Kavina Y.V., Koçekali H., Whitaker R.A., An overview of robot calibration techniques, *Ind Robot (UK)*, pp. 229-232, 15(4), 1988.
- [2] Zierreg J., Datsersis P., Basic considerations for robot calibration, *Int J Robot Automat* 4(3), 1989, pp.158-166.
- [3] Mooring B.W., Roth Z.S., Driels M.R., *Fundamentals of manipulator calibration*, New York, 1991.
- [4] Adamini R., Omodei A., Legnani G., Three methodologies for the calibration of industrial manipulators: experimental results on a SCARA robot, *Journal of Robotic System* 17(6), pp. 291-307, Wiley, 2000.
- [5] Badocco S., Caracciolo R., Giovagnoni M., Rossi A., An on-line adjusting system for assembly robots, *Proc. of the Second Int. Symp. on Measurement and Control in Robotics*, Tsukuba, 1992.
- [6] Kovac I., Frank A., A novel industrial robot calibration device, *Proc. of First RAA*, Porotoz, Slovenia, pp. 162-167, 1992.
- [7] Faglia R., Legnani G., Magnani P.L., Docchio F., Minoni U., Calibration of a SCARA robot by optical measurements: Methodology and experimental results, *ISMCR'92 Second Int Symp on Measurement and Control in Robotics*, Sept. 21-24, 1993.
- [8] Legnani G., Mina C., Trevelyan J.P., Static calibration of industrial manipulators: Design of an optical instrumentation and application to SCARA robots, *J Robot Syst*, 13(7), 1996.
- [9] Legnani G., Trevelyan J.P., Static calibration of industrial manipulators: a comparison between two methodologies, *Robotics Toward 2000 Twenty-Seventh Int Symp on Industrial Robots*, pp. 111-116, Oct. 6-8, 1996.
- [10] Khoshzaban M., Sassani F., Lawrence P.D., Kinematic calibration of industrial hydraulic manipulators *Robotica* v.14, pp. 541-551, 1996.
- [11] Haykin S., *Neural networks: a comprehensive foundation*, Prentice hall, 1999.
- [12] International Standards ISO 9283, *Manipulating industrial robot: performance criteria and related tests methods*.