

## MISURA DELL'ORIENTAMENTO DI PEZZI MECCANICI A GEOMETRIA VARIABILE TRAMITE MACHINE LEARNING - SVILUPPO ALGORITMI E VALIDAZIONE METROLOGICA

C. Nuzzi<sup>(1)</sup>, S. Pasinetti<sup>(1)</sup>, M. Lancini<sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup>Dip. di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università degli Studi di Brescia,

Via Branze, 38 - 25133 Brescia

mail autore di riferimento: cristina.nuzzi@unibs.it

### 1. INTRODUZIONE

L'identificazione corretta della posizione e dell'orientamento di pezzi meccanici a geometria variabile è uno dei maggiori problemi nelle applicazioni di pick & place in ambito industriale. Riuscire a identificare correttamente il modo in cui il pezzo oggetto della misura è posizionato in modo da riuscirci a prenderlo e spostarlo risulta fondamentale nei processi industriali automatici in cui sono presenti numerose celle robotiche tra una macchina utensile e l'altra. Il problema viene spesso affrontato tramite tecniche basate su visione 2D che, però, presentano dei limiti quando i pezzi meccanici da prelevare possiedono una geometria tale da uscire dal dominio bidimensionale. Parallelamente, l'approccio 3D presenta una problematica legata soprattutto alla geometria variabile, che non consente lo sviluppo di un algoritmo robusto per l'identificazione del posizionamento del pezzo [1] [2]. Per superare queste limitazioni, negli ultimi anni sono state sviluppate tecniche di misura basate su machine learning che consentono di arginare i problemi legati alla variabilità della geometria.



Figura 1 – Esempio di pezzi analizzati.

La presente memoria descrive lo sviluppo di un algoritmo di misura della posizione e dell'orientamento di pezzi meccanici di geometria variabile (Figura 1). I pezzi meccanici considerati sono stati ricavati da operazioni di stampaggio e presentano bave sul contorno che rendono gli approcci standard inefficaci e poco accurati nella misura. Per questo motivo, è stato sviluppato un algoritmo di misura che sfrutta una combinazione di tecniche di machine learning e tecniche classiche di visione 3D che permette di ottenere la matrice di rototraslazione dei pezzi oggetti della misura rispetto al relativo modello CAD di progettazione. Grazie alla matrice di rototraslazione ottenuta, è possibile fornire al robot la posizione accurata di alcuni punti scelti manualmente e utilizzati dal robot stesso per effettuare la presa del pezzo. L'algoritmo sviluppato opera su una nuvola di punti 3D del pezzo meccanico comprensivo di bave. Una volta effettuata la scansione sono previste diverse fasi: (i) ritaglio automatico della nuvola in modo da ricavarne solamente il pezzo in esame, (ii) rimozione automatica delle blob di punti identificate come outlier rispetto alla nuvola del pezzo, (iii) identificazione della posa del pezzo meccanico tramite classificatore basato su machine learning, (iv) allineamento grossolano tra pezzo meccanico (SCAN) e il relativo modello di riferimento (RIF) tramite analisi PCA (Principal Component Analysis) e (v) allineamento fine tra pezzo meccanico e modello CAD tramite algoritmo ICP (Iterative Closest Point).

### 2. RICONOSCIMENTO DELLA POSA

Considerando i pezzi in esame e la presenza delle bave, risulta evidente come la scansione presenti delle imperfezioni e delle aree vuote dovute alle occlusioni generatesi a causa della posizione del pezzo sulla superficie di appoggio (Figura 2a). Perciò, cercare di allineare l'intero modello CAD su una scansione incompleta, nella quale ad esempio fosse mancante metà dell'oggetto, sarebbe un problema di difficile soluzione. Per semplificarlo, è stata considerata l'ipotesi, poi verificata sperimentalmente, che i pezzi meccanici considerati possono posizionarsi (o "cadere") sulla superficie d'appoggio in un numero finito di modi detti "pose", ocludendo o meno parti diverse della loro geometria. Un secondo problema deriva dal fatto che il CAD dell'oggetto è perfetto, senza bave e presenta un numero di punti molto maggiore della scansione, ad esempio in presenza di fori, in quanto il modello genera punti su ogni superficie del pezzo, anche quelle occluse impossibili da rilevare con un sistema di visione. Pertanto, l'idea è quella di ricavare delle scansioni di riferimento (RIF) del pezzo con bava in una posizione nota per ogni pezzo e per ogni posa (Figura 2b), da allineare alla scansione corrente (SCAN). Questo risulta essere un problema più semplice e con più possibilità di convergere.

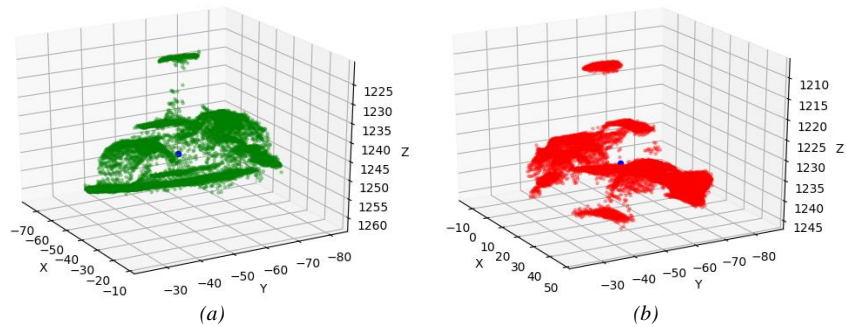


Figura 2 – (a) Esempio di nuvola di punti del pezzo scansionato (SCAN). (b) Esempio di nuvola di riferimento corrispondente alla posa del pezzo scansionato identificata (RIF).

A questo scopo, per ogni pezzo è stato realizzato un modello SVM (Support Vector Machine) in grado di distinguere le scansioni assegnando a ognuna un'etichetta corrispondente alla posa di appartenenza. Le features utilizzate per l'addestramento dei modelli corrispondono agli autovalori delle tre componenti principali della scansione. L'allenamento del modello SVM è stato eseguito singolarmente per ogni pezzo, con l'obiettivo di realizzare un modello in grado di discernere correttamente le diverse pose del pezzo in esame, ma non il tipo di pezzo. I dataset realizzati si compongono di 151 scansioni diverse acquisite per ogni posa di ogni pezzo (es: 4 pose per il pezzo A, totale 604 scansioni). Di questi, l'80% è stato scelto casualmente per la fase di addestramento e il restante 20% per la fase di test. Le scansioni sono state fatte variando posizione e orientamento del pezzo meccanico rispetto al trasduttore 3D e mantenendo costante la posa e successivamente sono state etichettate manualmente. Si è scelto di allenare un modello diverso per ogni pezzo in modo da valutare la robustezza del modello stesso nella classificazione della posa. La Figura 3 riporta le matrici di confusione ottenute per i quattro diversi pezzi meccanici denominati A, B, C, D.

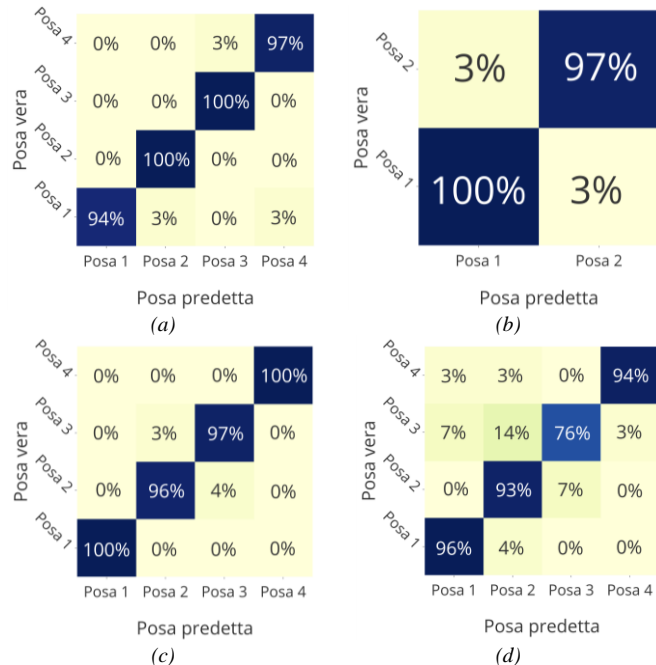


Figura 3 – Matrici di confusione risultanti a valle dell'addestramento del modello SVM per ogni tipologia di pezzo, utilizzando un Kernel Lineare. (a) Pezzo A, (b) pezzo B, (c) pezzo C, (d) pezzo D.

### 3. PROCEDURA DI ALLINEAMENTO

Una volta ottenuta la posa predetta relativa alla scansione in esame (SCAN), viene caricata la nuvola di riferimento (RIF) ed eseguita una prima procedura di allineamento grossolano (o *coarse registration*). L'idea è quella di trovare la matrice di rototraslazione  $\mathbf{R}|\mathbf{t}$  tale per cui le tre componenti principali della nuvola RIF (ottenute dalla PCA) siano allineate a quelle della nuvola SCAN. Tale procedura viene eseguita utilizzando il metodo basato sulla SVD (Singular Values Decomposition) presentato in [3], che permette di trovare la matrice di rototraslazione ottimale per allineare due set di punti. Un problema di questa procedura è che a valle dell'esecuzione della PCA non è detto che i versi delle componenti principali ottenute per le due nuvole siano direzionati nello stesso modo. Tenendo fisse le componenti ottenute per SCAN, il software sviluppato esegue un test su quattro casistiche diverse relative all'orientamento delle componenti di RIF ottenute come segue:

1.  $PC1 = PC1_{PCA}$  e  $PC2 = PC2_{PCA}$
2.  $PC1 = -PC1_{PCA}$  e  $PC2 = PC2_{PCA}$
3.  $PC1 = PC1_{PCA}$  e  $PC2 = -PC2_{PCA}$
4.  $PC1 = -PC1_{PCA}$  e  $PC2 = -PC2_{PCA}$

Dove il pedice "PCA" rappresenta le componenti principali di RIF ottenute a valle della PCA. La terza componente è ottenuta, per tutti e 4 i casi, come:  $PC3 = PC1 \times PC2$ .

Per ogni caso viene calcolata una matrice  $\mathbf{R}|\mathbf{t}$  tra le due nuvole di punti con il metodo in [3], successivamente applicata ai punti di RIF per eseguire la trasformazione nel nuovo sistema di coordinate di SCAN. Valutando l'errore quadratico medio (RMSE) ottenuto tra le due nuvole allineate, il software decide quale caso è il migliore, scegliendo quello con RMSE inferiore.

Una volta ottenuto l'allineamento grossolano migliore, è possibile eseguire l'allineamento fine (o *fine registration*) tramite algoritmo ICP [1] per migliorare ancora di più il risultato. Questo algoritmo si basa sull'assunto che le due nuvole siano già sufficientemente sovrapposte l'una sull'altra, pertanto il suo obiettivo è minimizzare l'errore punto a punto per ottenere una perfetta sovrapposizione delle nuvole. La convergenza si ottiene o dopo un certo numero di iterazioni o al raggiungimento di una soglia di tolleranza, entrambi parametri definiti dall'utente.

In Figura 4 sono riportate le nuvole di punti ottenute (i) all'inizio della fase di allineamento, dopo che la nuvola SCAN è stata ripulita dello sfondo, (ii) a valle dell'allineamento grossolano e (iii) a valle dell'allineamento fine. Si noti come le componenti principali in Figura 4b siano correttamente sovrapposte nonostante le due nuvole non siano perfettamente allineate, a causa del fatto che le due nuvole presentano comunque delle discrepanze dovute alla forma differente della bava tra SCAN e RIF che impediscono un allineamento ottimo già in questa fase. L'allineamento grossolano è una fase critica per la buona riuscita della misura, in quanto la convergenza dell'algoritmo ICP si basa su un buon allineamento iniziale.

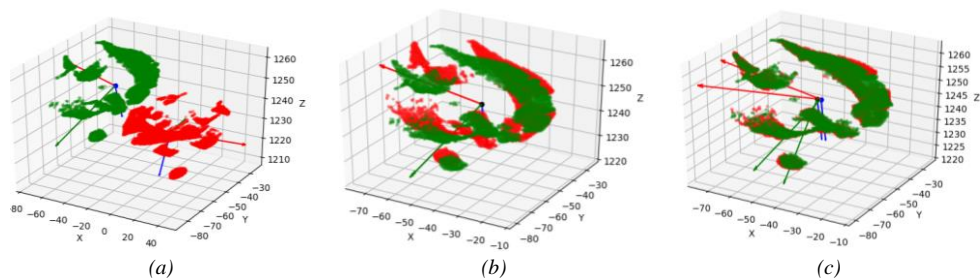


Figura 4 – Nuvola di punti SCAN (verde) e nuvola di punti RIF (rossa) con le rispettive componenti principali evidenziate e centrate nel baricentro. (a) Situazione prima della fase di allineamento, (b) risultato dell'allineamento grossolano, (c) risultato dell'allineamento fine. Si noti che le nuvole sono capovolte per favorire la visualizzazione. Inoltre, in base all'acquisizione eseguita, Z minori corrispondono a una minore distanza dall'ottica del trasduttore, viceversa Z maggiori corrispondono a punti più lontani dall'ottica.

#### 4. RISULTATI

Una criticità importante dell'intera procedura consiste nel tempo di calcolo richiesto al software per completare le varie fasi e produrre in uscita una matrice di rototraslazione complessiva, ottenuta come:

$$RT_{final} = RT_{calib} * RT_{fine} * RT_{coarse}$$

Per valutare la bontà del software sviluppato, è stato eseguito un test su 15 nuove scansioni per ognuno dei 4 pezzi A, B, C e D e per ognuna delle loro pose, al fine di analizzare (i) i tempi medi di calcolo per ogni sottofase della procedura e (ii) la variabilità degli RMSE a valle dell'allineamento fine. Il software è stato realizzato in Python3.5 utilizzando librerie di supporto quali *python-pcl*, *scikit-learn* e *numpy*. Il computer utilizzato per il test è dotato di sistema operativo Ubuntu 16.04 LTS, una CPU Intel i7 8 core da 3.60 GHz e 16 GB di RAM.

Come si evince dai grafici a torta in Figura 5, è evidente che i colli di bottiglia sono caratterizzati (i) dal caricamento in memoria della nuvola SCAN, salvata in formato *.ply* e caricata tramite la libreria *python-pcl* e (ii) dalla procedura di allineamento fine (ICP). La lentezza dell'algoritmo ICP è una caratteristica nota sulla quale è possibile agire modificando la tolleranza di convergenza e/o il numero massimo di iterazioni da eseguire, a discapito però dell'accuratezza dell'allineamento risultante. Il caricamento di SCAN è invece il punto critico sul quale è possibile agire più facilmente: infatti, definendo le impostazioni del sensore di acquisizione stesso in modo da ritagliare a monte una porzione inferiore della nuvola invece di salvare l'intera area di scansione, sarebbe possibile abbattere il tempo di caricamento in memoria poiché la nuvola conterebbe meno punti. A questo proposito, si noti in Figura 5 come il tempo di caricamento richiesto per la nuvola RIF è di molto inferiore, dovuto al ridotto numero di punti contenuto in quanto la nuvola RIF contiene unicamente il pezzo e non presenta elementi dello sfondo o rumore. Infine, è importante considerare che l'utilizzo del linguaggio Python allunga ulteriormente i tempi di calcolo in quanto linguaggio interpretato e non compilato, pertanto adottare un linguaggio di questo tipo potrebbe migliorare i risultati.

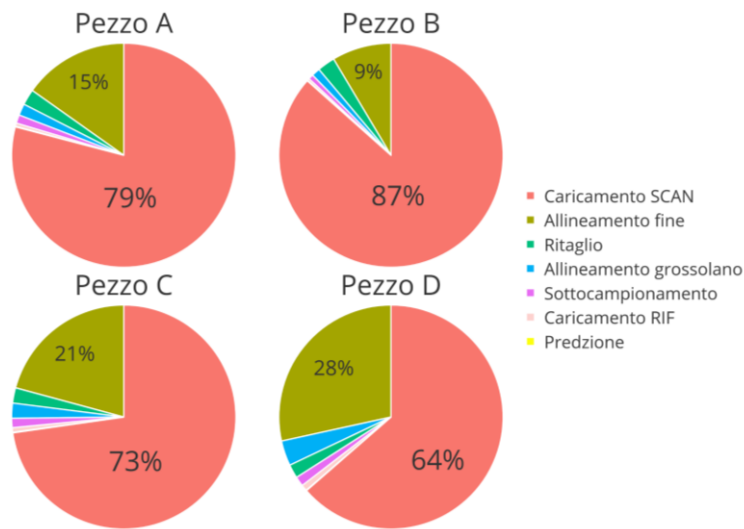


Figura 5 – Tempi medi di ogni pezzo ottenuti come media dei tempi risultanti per ogni posa ed espressi come percentuale del tempo totale medio di calcolo.

Per quanto riguarda la variabilità degli RMSE ottenuti a valle dell'allineamento fine, nel caso ideale la predizione della posa va a buon fine e l'RMSE si aggira attorno a un valore di pochi millimetri. In questi casi, quindi, la variabilità attesa è piccola (si osservino ad esempio i valori relativi al pezzo A riassunti in Tabella 1). Nel caso in cui la bava della nuvola SCAN sia molto diversa da quella di riferimento RIF, la variabilità dell'RMSE è maggiore come si osserva nel caso del pezzo B (Tabella 1). Gli outlier che rappresentano valori di RMSE inferiori alla media sono dovuti all'ottimo allineamento grossolano iniziale e a una buona qualità della nuvola, mentre al contrario gli outlier corrispondenti a

RMSE al di sopra della media rappresentano casi per i quali sono presenti blob di punti non appartenenti al pezzo che inficiano la qualità dell'allineamento finale, alzandone la variabilità nonostante la posa predetta sia corretta (posa 3 del pezzo D). Inoltre, gli outlier molto al di sopra della media rappresentano tipicamente casi per i quali la predizione della posa è fallita, risultando nel caricamento di una nuvola RIF errata non corrispondente alla posa effettiva della scansione; questo è il caso, ad esempio, delle pose 2 e 4 del pezzo C e della posa 1 del pezzo D, come si osserva in Figura 6c e 6d.

Tabella 1 – Valori medi di RMSE a valle dell'allineamento fine e loro deviazione standard.

	<b>Pezzo A</b>	<b>Pezzo B</b>	<b>Pezzo C</b>	<b>Pezzo D</b>
<b>Posa 1</b>	$1.26 \pm 0.29$ mm	$3.52 \pm 1.59$ mm	$1.03 \pm 0.11$ mm	$1.51 \pm 2.24$ mm
<b>Posa 2</b>	$1.11 \pm 0.40$ mm	$3.56 \pm 1.86$ mm	$1.78 \pm 1.39$ mm	$2.99 \pm 0.62$ mm
<b>Posa 3</b>	$0.88 \pm 0.10$ mm	N/A	$2.92 \pm 0.05$ mm	$3.90 \pm 2.30$ mm
<b>Posa 4</b>	$1.42 \pm 0.14$ mm	N/A	$1.24 \pm 0.89$ mm	$1.11 \pm 0.04$ mm

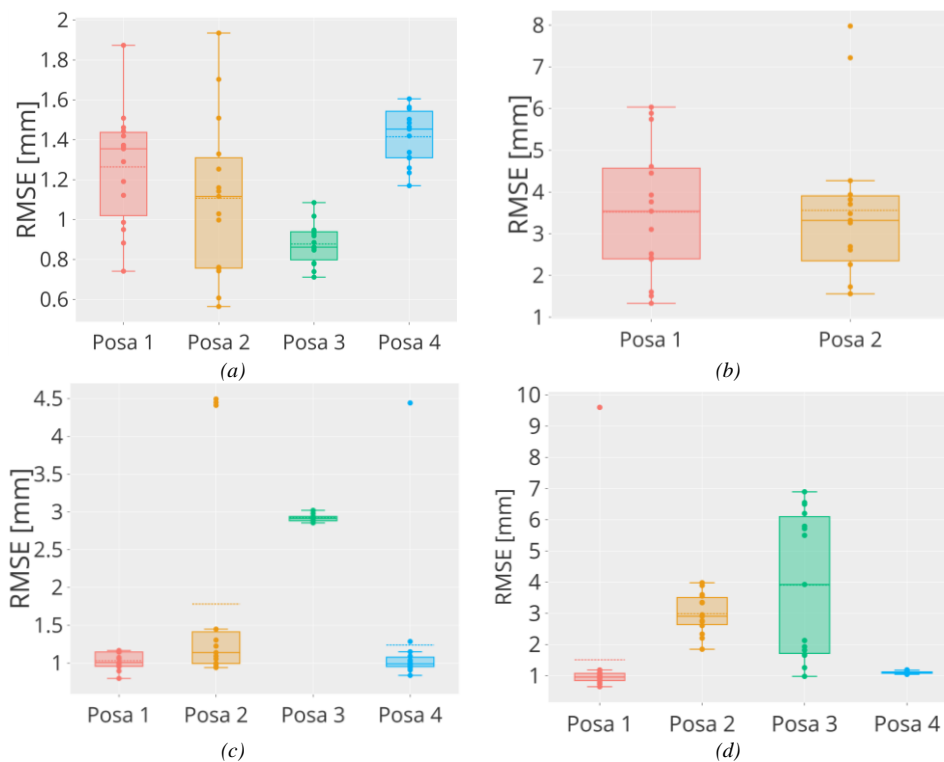


Figura 6 – Esempi di dispersione degli RMSE relativi ai quattro pezzi. La linea piena all'interno dei diagrammi rappresenta la mediana e quella tratteggiata la media. (a) Pezzo A, (b) pezzo B, (c) pezzo C, (d) pezzo D.

#### RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- [1] P. J. Besl e N. D. McKay, «A method for registration of 3-D shapes,» *IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n. 2, p. 239–256, 1992.
- [2] S. Du, N. Zheng, L. Xiong, S. Ying e J. Xue, «Scaling iterative closest point algorithm for registration of m-D point sets,» *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 21, n. 5, pp. 442-452, 2010.
- [3] O. Sorkine-Hornung e M. Rabinovich, «Least-squares rigid motion using svd,» *Computing*, vol. 1, n. 1, pp. 1-5, 2017.