

# Machine Learning su Trapano a Colonna

## Analisi della Velocità e Stima della Forza Verticale

Ferrari Michele, Maifredi Federico, Monti Riccardo, Podavini Jacopo, Prandelli Giovanni

### I. INTRODUZIONE

L'estrazione di informazioni riguardo allo stato di funzionamento di macchinari è un tema ormai all'ordine del giorno nell'ambito dell'*Industria 4.0*. Scopo di questo progetto è lo sviluppo di un sistema predittivo per classificare mediante tecniche di *Machine Learning* le velocità di funzionamento di un trapano a colonna, distinguendo tra funzionamento a vuoto e sotto carico. A partire dai dati accelerometrici, viene elaborato un modello discreto e uno continuo, fornendo inoltre una stima della forza applicata.



(a) Configurazione accelerometri



(b) Configurazione cella di carico

Figura 1: Trapano oggetto di studio.

### II. STRUMENTAZIONE

La strumentazione utilizzata è la seguente:

- **Trapano a colonna** del Laboratorio *MMTLab*;
- **Accelerometri piezoelettrici** ad alta frequenza
  - 4 x Wilcoxon 736,
  - 2 x Wilcoxon 732A;
- **Schede di acquisizione** NI 9233 e NI 9237;
- **Cella di carico** con circuito di interfaccia.

Gli accelerometri sono stati posizionati secondo due terne cartesiane, una alla base del trapano e l'altra in prossimità del mandrino, al fine di confrontare le oscillazioni relative. La cella di carico è stata interfacciata a una scheda di acquisizione NI 9237, misurando le resistenze del ponte di Wheatstone e calibrando la curva caratteristica con dei pesi. E' stata poi montata tra due blocchi di legno forati, in modo da ottenere un trasduttore adatto all'applicazione in esame (Figura 1).

### III. ACQUISIZIONE

Il protocollo di misura ha previsto 5 acquisizioni delle 6 accelerazioni per ciascuna delle 5 velocità disponibili, sia con il mandrino in rotazione libera, sia durante la fase di foratura. Questa misurazione è stata ripetuta per un totale di

8 giornate, in modo da tenere conto di condizioni ambientali non perfettamente costanti.

Ulteriori acquisizioni si sono concentrate sulla misura della forza esercitata in fase di foratura. Le modifiche al set-up sperimentale, necessarie all'utilizzo della cella di carico, hanno introdotto però una variabilità nella misura, a causa del fattore umano e dell'insufficiente stabilità del pezzo da forare.

### IV. ANALISI DATI ED ESTRAZIONE FEATURES

#### A. Importazione e Pre-Processing

I dati grezzi, acquisiti mediante LabView, sono stati importati in MATLAB attraverso una routine automatizzata e sono stati pre-processati suddividendoli in blocchi uniformi, sincronizzando i tempi, rimuovendo offset di misura e applicando un filtro in media mobile; i dati non filtrati sono stati salvati per poter compiere un'analisi comparativa.

#### B. Statistica Descrittiva

Data la natura periodica dell'applicazione, soprattutto per il funzionamento a vuoto, l'analisi frequenziale si è dimostrata decisiva. Il calcolo delle grandezze spettrali è stato limitato alla banda  $0 \div 60$  Hz ( $v_{max} = 3000$  RPM), in modo da filtrare il rumore introdotto dalla misurazione effettuata a 2000 Hz (limite inferiore della scheda di acquisizione). L'analisi nel dominio del tempo, per contro, è stata utile per la caratterizzazione delle vibrazioni sotto carico.

#### C. Estrazione Features

Le features per l'addestramento del classificatore sono state selezionate sia per via empirica, valutandone di volta in volta il potere predittivo mediante la *PCA*, sia mediante una funzione di estrazione automatica utilizzata nel campo dei segnali audio (*AudioFeatureExtractor*, [1], [2]).

Le features sono state poi normalizzate con il metodo *z-score* ed è stato eseguito un *bootstrapping* compensativo per eliminare la differenza tra il numero di dati a vuoto e sotto carico. Questa soluzione ha permesso di sostituire l'approccio della semplice replicazione dei dati e, nel caso del classificatore KNN, ha reso più evidenti i *cluster* nei dati di *training*, migliorando l'accuracy.

### V. CLASSIFICAZIONE DELLE VELOCITÀ

Per lo sviluppo dell'algoritmo di classificazione sono state sperimentate in parallelo due tecniche di *Machine Learning*. Lo scopo è quello di differenziare la logica di classificazione e proporre soluzioni alternative in termini di accuracy e tempo di calcolo. Per ciascun approccio vengono proposti due algoritmi alternativi che prevedono una classificazione in *double-step* dello stato di carico e della velocità di rotazione e una classificazione in *single-step* delle dieci combinazioni possibili. In particolare, per la classificazione in *single-step*, è stata sviluppata un'applicazione che predice in tempo reale lo stato di lavoro del trapano, permettendo la selezione di diversi parametri e fornendo informazioni sull'accuracy e sul tempo di predizione medi.

### A. KNN Classifier

Dopo una prima analisi per scegliere il miglior trade-off tra accuratezza e tempo di allenamento, sono stati scartati i *Decision Trees* e i *Support Vector Machines* e si è focalizzata l'attenzione sul tuning degli iperparametri dell'algoritmo *K-Nearest Neighbours*, ottenendo i seguenti valori ottimizzati:

- numero di *neighbours*: 11,
- metrica per il calcolo della distanza: *City-Block* [3],
- pesi per il calcolo della distanza: inversi.

### B. LSTM Neural Network

Con lo scopo di porre maggiore attenzione alla successione temporale dei segnali, è stata impiegata una *Long Short-Term Memory (LSTM)*: una rete neurale ricorrente particolarmente adatta alla gestione di lunghe serie storiche di dati, in rapida diffusione nell'ambito della manutenzione predittiva.

### C. Post-Processing

Come ultimo step è stato implementato un *post-processing* di tipo *majority-voting* [4], al fine di migliorare l'accuracy complessiva della rete neurale e del KNN, a discapito di un lieve aumento del tempo di predizione. Va comunque sottolineato che in ogni caso il tempo di classificazione del singolo record è decisamente inferiore al secondo, intervallo in cui vengono divisi i dati acquisiti dagli accelerometri: questo studio, pertanto, ben si presta ad un'applicazione *real-time*.

## VI. MODELLO CONTINUO DELLA VELOCITÀ

Per la regressione delle velocità, sono stati scelti dei *Gaussian Process Regression Models* (modelli probabilistici non parametrici basati su una funzione di covarianza [5]), in quanto presentano delle performance migliori in termini di scarto quadrattico medio e dell'indice  $R^2$ . I predittori della regressione corrispondono alle feature utilizzate nella classificazione delle velocità.

Training e test del modello si articolano nel modo seguente:

- *training*: vibrazioni relative alle velocità di 560, 780, 1900 e 3000 RPM (riservando alla sola fase di *test* le acquisizioni a 1200 RPM).
- *test*: per testare la bontà del modello si è calcolato l'indice  $R^2$  utilizzando un nuovo set di dati corrispondenti alle 5 velocità.

Di seguito i risultati ottenuti:

Mandrino	Vuoto	Presa
Modello	Rational Quadratic	Squared Exponential
$R^2$	0.98	0.78

## VII. FORZA VERTICALE

Deviando dall'intento iniziale di operare una regressione della forza verticale al variare della velocità di rotazione del mandrino, si è deciso di associare a ciascuna velocità un valore medio di forza e ricercare una possibile relazione empirica tra queste due grandezze. A causa della configurazione del sistema di misura, infatti, non è stato possibile acquisire contemporaneamente dati di accelerazione e di forza. Un'altra problematica riscontrata è l'estrema variabilità della forza misurata, a causa dell'intervento manuale dell'operatore che deve sia abbassare la leva, sia tenere fermo il pezzo durante la foratura: non è stato pertanto possibile trovare un modello solido che giustificasse l'andamento misurato (Figura 3).

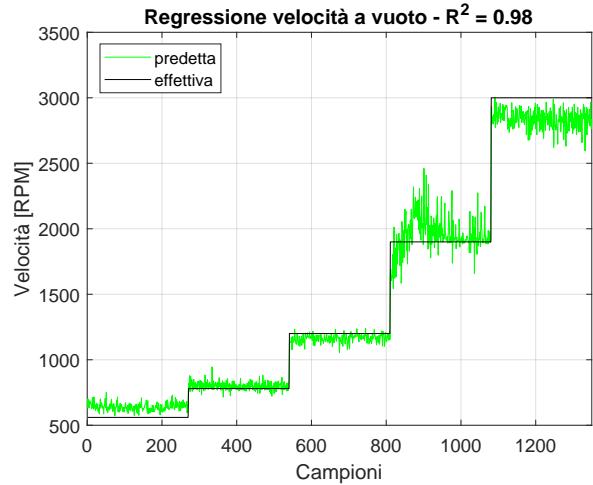


Figura 2: Regressione velocità funzionamento a vuoto.

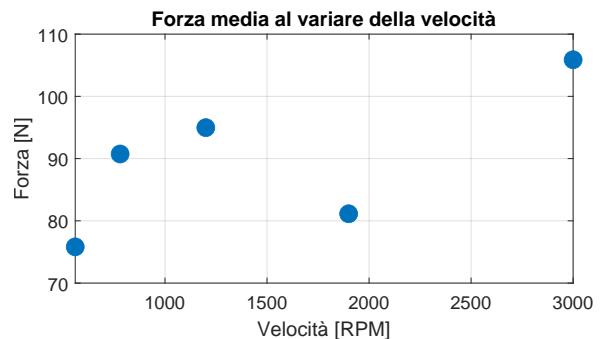


Figura 3: Stima della forza verticale media.

## CONCLUSIONI

Vengono presentati di seguito i risultati della fase di classificazione, focus principale del progetto. Mediante bootstrapping sui dati di test sono stati simulati multipli run dell'algoritmo *single-step*, calcolando l'intervallo di confidenza dell'accuracy. I valori ottenuti sono presentati in Figura 8 e Figura 9. Si nota che la rete LSTM permette di ottenere una media dell'accuracy più spostata verso l'estremo destro dell'intervallo di confidenza, mentre il classificatore KNN garantisce una dispersione inferiore dei valori attorno alla media.

In termini di valutazione del numero di Falsi Positivi e Falsi Negativi, in Figura 6 e 7 vengono riportate le matrici di confusione ottenute dalla totalità dei record in esame.

Infine, un'analisi sul potere predittivo delle singole features ha evidenziato come la FRF non dia un contributo significativo nel caso della selezione manuale delle features (Figura 4). Si è quindi deciso di non includerla nel modello, riducendo di molto il tempo di calcolo ed evitando l'utilizzo delle accelerazioni alla base del trapano. Le features audio in Figura 5, invece, mostrano una significatività tendenzialmente più uniforme.

Rimane aperto il problema di ricercare una maggiore stabilità dell'algoritmo al variare dei giorni selezionati per la fase di test: i dati risultano particolarmente soggetti a disturbi ambientali e la necessità di riposizionare gli accelerometri ad ogni accesso in laboratorio ha aggiunto variabilità alle acquisizioni. Va osservato tuttavia che in ambito industriale si presume la sensoristica fissa una volta montata, pertanto tale problema dovrebbe risultare meno rilevante.

Il codice sviluppato durante il progetto è reperibile alla seguente repository GitHub:

<https://github.com/MikFerrari/drillPressML>.

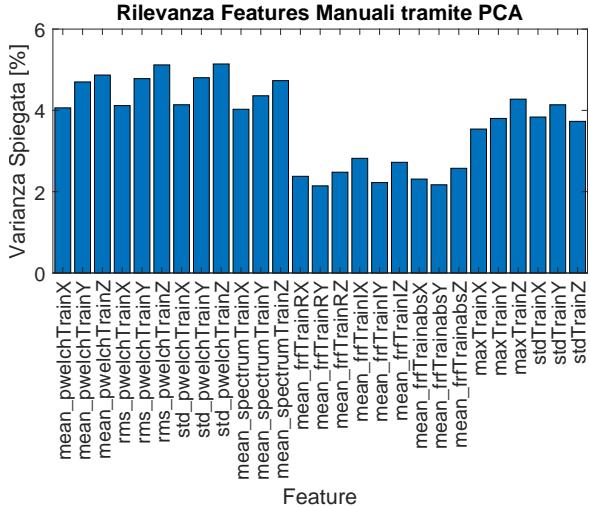


Figura 4: Potere predittivo features selezionate manualmente.

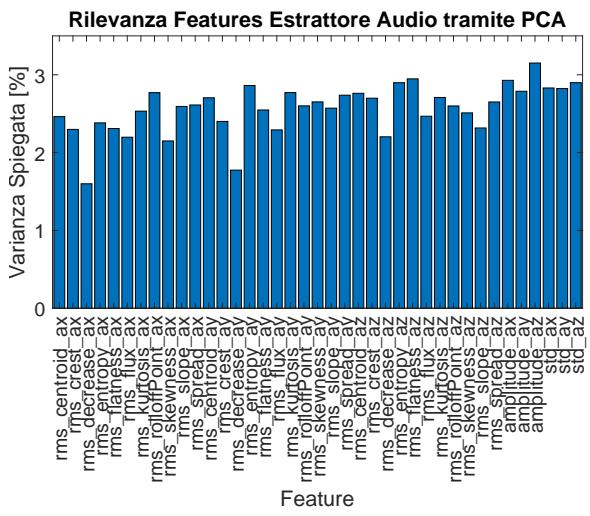


Figura 5: Potere predittivo features audio.

Figura 6: LSTM - Matrice di confusione dati di test.

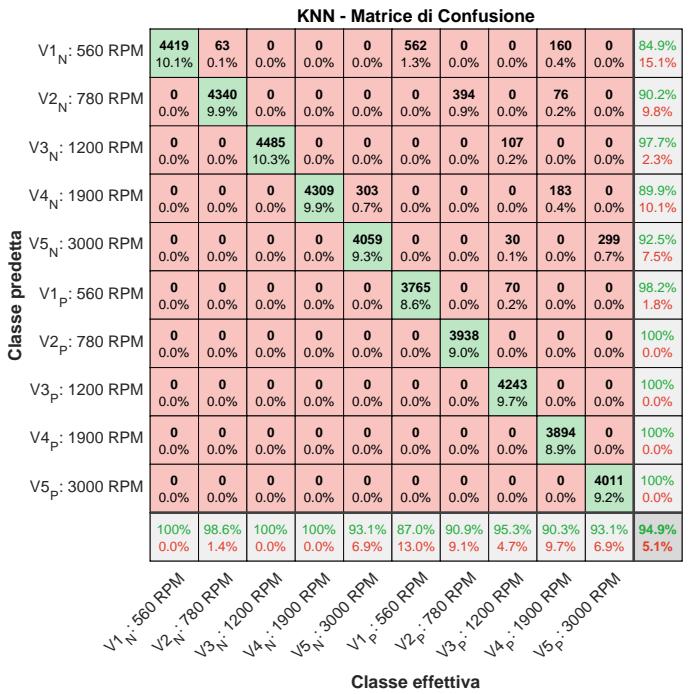


Figura 7: KNN - Matrice di confusione dati di test.

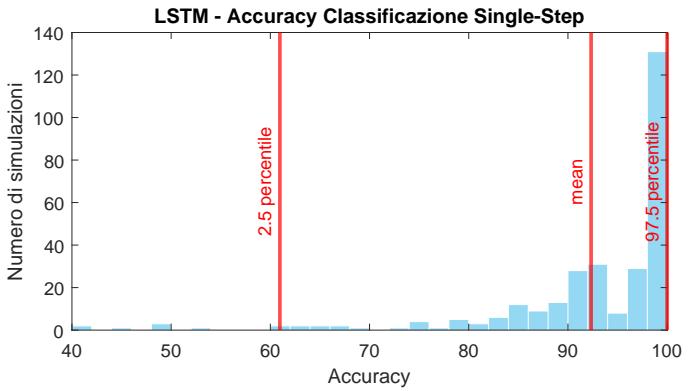


Figura 8: LSTM - Accuracy media e intervallo di confidenza.

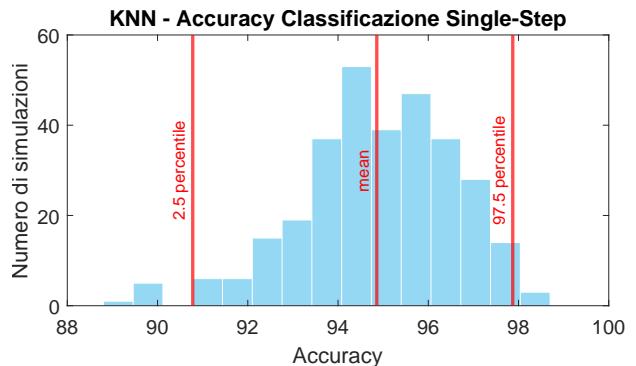


Figura 9: KNN - Accuracy media e intervallo di confidenza.

## RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- [1] MATLAB, "Audiofeatureextractor, streamline audio feature extraction," <https://www.mathworks.com/help/audio/ref/audiofeatureextractor.html>.
  - [2] MATLAB, "Spectral descriptors," <https://www.mathworks.com/help/audio/ug/spectral-descriptors.html>.
  - [3] J. Hanson, "A visit to taxicab geometry," *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology*, vol. 43, no. 8, pp. 1109–1123, 2012.
  - [4] K. Englehart, B. Hudgins, and A. Chan, "Continuous multifunction myoelectric control using pattern recognition," *Technology and Disability*, vol. 15, pp. 95–103, 01 2003.
  - [5] MATLAB, "Gaussian process regression models," <https://it.mathworks.com/help/stats/gaussian-process-regression-models.html>.