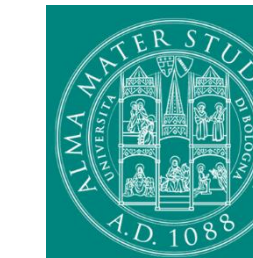




Tecniche di Features Extraction per la Diagnostica Predittiva



Tecniche di Features Extraction per la Diagnostica Predittiva

Tecniche di Features Extraction per la massimizzazione di efficienza ed efficacia degli algoritmi di Machine Learning per la Diagnostica Predittiva

Tra le procedure automatizzate per la determinazione delle condizioni di funzionamento di un macchinario per la Prognostica e la Manutenzione Predittiva, le tecniche di Machine Learning stanno acquisendo sempre maggior importanza, rappresentando un'ottima soluzione per la creazione automatica di modelli predittivi, potendo essere alimentati direttamente con dati reali e non necessitando di una conoscenza a priori della fisica del macchinario.

In contrasto con la convinzione iniziale per cui fosse sufficiente alimentare gli algoritmi direttamente con i Big Data provenienti dai sensori per ottenere risultati di rilievo, sta maturando sempre più la consapevolezza dell'importanza della fase di Features Extraction and Selection, che consiste in un raffinamento dei dati grezzi che porta a molteplici vantaggi, quali la riduzione del tempo di elaborazione e l'aumento dell'accuratezza degli algoritmi di Machine Learning, grazie alla riduzione della dimensionalità del problema e all'estrazione dell'informazione principale contenuta all'interno dei dati.



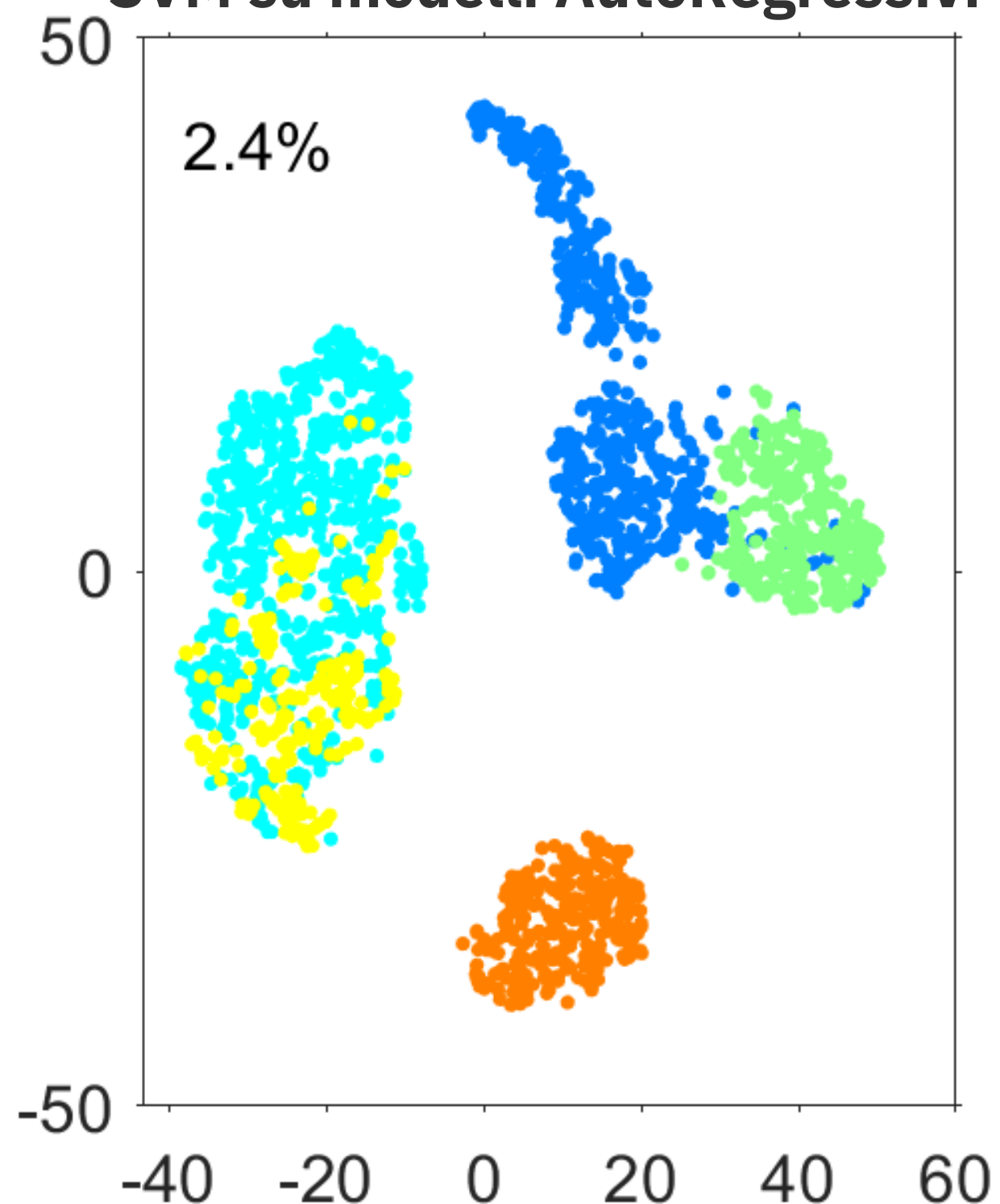
L'esperienza metodologica e applicativa maturata nella collaborazione tra LIAM e alcuni gruppi di ricerca del dipartimento DEI dell'Università di Bologna mostra come la modellazione AutoRegressiva risulti particolarmente efficace come tecnica di Features Extraction. Si tratta di una tecnica di System Identification che permette di estrarre le informazioni più significative dai segnali raw, catturandone la natura dinamica senza la necessità di avere una approfondita conoscenza fisica a priori. Gli algoritmi per la modellazione AutoRegressiva possono essere eseguiti direttamente a bordo macchina, permettendo di effettuare su un opportuno dispositivo di edge-computing sia la parte di acquisizione real-time dei segnali che quella di elaborazione dei dati, riducendo al contempo l'hardware necessario, il quantitativo di dati da trasmettere in remoto e il costo della soluzione.

La combinazione delle tecniche di System Identification con il Machine Learning rende notevolmente efficaci anche gli algoritmi più semplici, con benefici in termini di riduzione di tempi di esecuzione, di errore di predizione e di risorse hardware necessarie. In questo progetto, vengono presentati i risultati comparativi ottenuti applicando le Support Vector Machines (SVM), un particolare algoritmo di Machine Learning, combinate con differenti tecniche di Features Extraction ai dati provenienti da una macchina automatica particolarmente articolata, acquisiti sia in fase di funzionamento nominale che in presenza di quattro diverse condizioni di guasto. La qualità della predizione della classe di funzionamento di appartenenza risente fortemente della tecnica di Features Extraction utilizzata: l'errore di classificazione su dati post training della SVM passa dal 74.7%, nel caso di utilizzo diretto sui dati raw; al 25.6%, nella combinazione con gli indici statistici; fino a calare al 2.4%, quando si beneficia della modellazione AutoRegressiva.

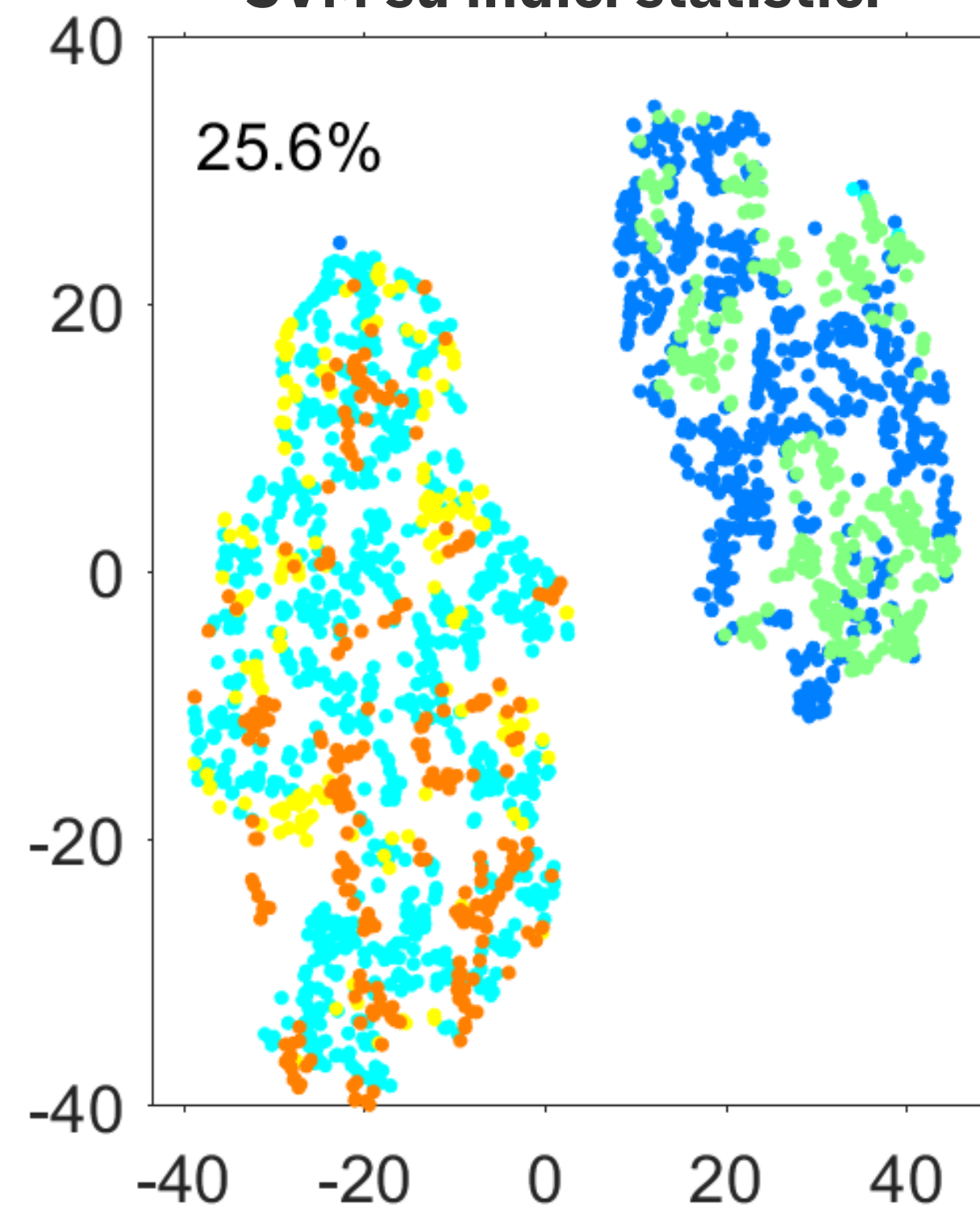


Classificazione delle condizioni di funzionamento di una macchina automatica mediante SVM utilizzando rispettivamente modelli AutoRegressivi, indici statistici e segnali raw (errore di predizione in percentuale riportato in alto a sinistra).

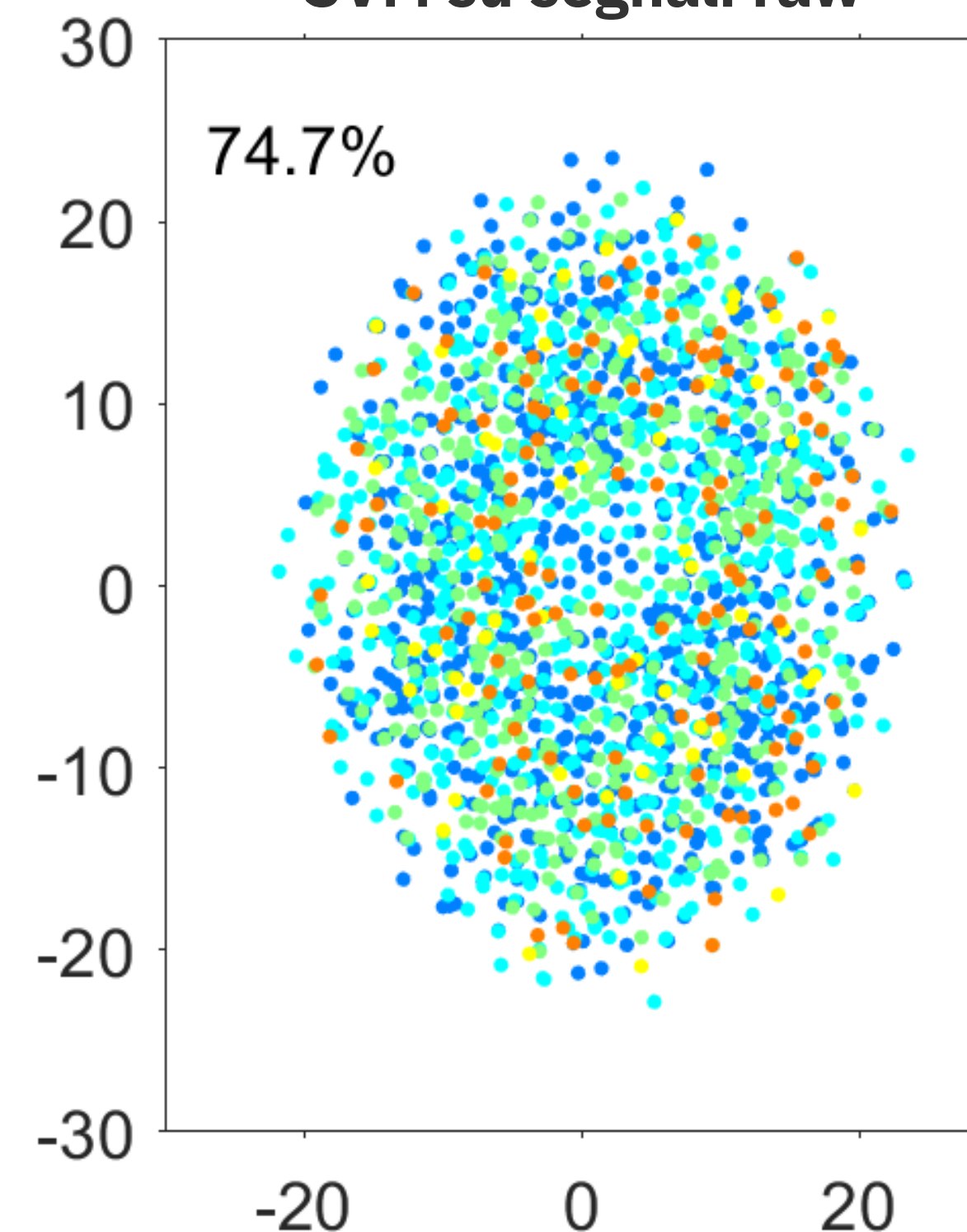
SVM su modelli AutoRegressivi



SVM su indici statistici



SVM su segnali raw



Legenda

- Nominale
- Guasto 1
- Guasto 2
- Guasto 1 + Guasto 3
- Guasto 1 + Guasto 4

Contatti Francesco Mambelli, francesco.mambelli@liamlab.it, cell. 348 828 0557, tel. 051 054 5842, www.liamlab.it



promosso dalla
value chain A&RER
Automazione e Robotica



LA MANUTENZIONE PREDITTIVA ESPERIENZE, SFIDE, VALUTAZIONI • 9 LUGLIO 2021 H.14.30

