Al giorno d'oggi è sempre più importante, all'interno dell'ambiente industriale e non solo, riuscire a prevenire potenziali fallimenti da parte di elementi meccanici che possono andare a minare la produttività in una fabbrica o, più in generale, la prestazione che l'elemento meccanico deve riuscire a fornire.

In particolare, il nostro proposito è quello di riuscire a discriminare l'usura e l'eventuale rottura all'interno di una \*scatola del cambio\* (*gearbox*) tramite una rete neurale che sia in grado di "tenere d'occhio" la situazione direttamente a bordo della vettura in cui l'elemento meccanico sta operando. Un tale approccio comporta una bassa potenza di calcolo e, di conseguenza ci preclude alcune opzioni che, invece, su una macchina con maggior potenza avrebbero potuto avere maggiore successo.

Il dataset che stiamo utilizzando proviene dal simulatore SpectraQuest’s Gearbox Fault Diagnostics Simulator ed è stato registrato utilizzando 4 sensori posti in posizioni differenti con una frequenza di campionamento di 30 Hz, mentre il gearbox subiva variazioni di carico dallo 0 al 90 percento (a intervalli di 10). Sono inclusi due tipi di scenario:

* Healty
* Broken Tooth

Nel nostro caso siamo riusciti a modellare una rete neurale, la quale tuttavia fa uso di dati in input, i quali sono frutto di una estrazione di feature (tramite la libreria tsfresh di python) dai dati di vibrazione dei sensori. Nonostante gli ottimi risultati in validazione, questa operazione risulta essere molto onerosa in termini computazionali e, di conseguenza, non costituisce un approccio "*fattibile*" per quanto riguarda l'implementazione su microcontrollore.

Tuttavia, quanto detto vale per quanto riguarda il dominio del tempo. Analizzando i dati dal dominio della frequenza, in particolare avvalendosi della Densità Spettrale di Potenza, è evidente come il caso "healthy" e "broken tooth" presentino una separazione abbastanza netta. Ciò sarebbe una soluzione al problema della complessità computazionale per l'estrazione delle feature nel dominio del tempo.

RIFORMULATO

Oggi, in diversi contesti industriali, è di fondamentale importanza prevenire potenziali guasti di componenti meccanici al fine di evitare una riduzione della produttività e della prestazione delle macchine. In questo contesto, è emersa la necessità di discriminare l'usura e la rottura dei componenti meccanici all'interno di una scatola del cambio attraverso l'implementazione di una rete neurale che possa monitorare costantemente la situazione direttamente *on-board*. Tuttavia, il nostro caso prevede l'utilizzo di una bassa potenza di calcolo, il che limita le opzioni disponibili rispetto a soluzioni che richiedono una maggiore potenza di calcolo.

Il dataset utilizzato per questa analisi è stato ottenuto dal simulatore SpectraQuest's Gearbox Fault Diagnostics Simulator, che ha registrato i dati di vibrazione di quattro sensori posti in posizioni differenti con una frequenza di campionamento di 30 Hz. Il gearbox subiva variazioni di carico dallo 0 al 90 percento (a intervalli di 10). Il dataset include due tipi di scenario: "Healthy" e "Broken Tooth".

Abbiamo modellato una rete neurale in grado di discriminare l'usura e la rottura dei componenti meccanici all'interno della scatola del cambio, ma l'uso dei dati in input richiede l'estrazione di feature mediante la libreria tsfresh di Python; tuttavia, l'estrazione di feature nel dominio del tempo non risulta un'opzione adatta per l'implementazione su microcontrollore a causa della sua elevata complessità computazionale.

L'analisi dei dati dal dominio della frequenza, in particolare attraverso l'uso della Densità Spettrale di Potenza, può rappresentare una soluzione efficace e meno complessa dal punto di vista computazionale rispetto all'estrazione di feature dal dominio del tempo. Infatti, la densità spettrale di potenza riflette le caratteristiche di distribuzione di energia dei segnali sani e quelli con problemi di usura o rottura, permettendo di discriminare i due scenari con una buona precisione.

VERSIONE INGLESE

Today, in various industrial contexts, it is essential to prevent potential failures of mechanical components in order to avoid a reduction in productivity and machine performance. In this context, the need has emerged to discriminate the wear and breakage of mechanical components inside a gearbox through the implementation of a neural network that can constantly monitor the situation directly on-board. However, our case involves the use of low computing power, which limits the options available compared to solutions that require higher computing power.

The dataset used for this analysis was obtained from the SpectraQuest's Gearbox Fault Diagnostics Simulator, which recorded vibration data from four sensors placed in different positions with a sampling frequency of 30 Hz. The gearbox underwent load variations from 0 to 90 percent (at intervals of 10). The dataset includes two types of scenarios: "Healthy" and "Broken Tooth".

We have modeled a neural network capable of discriminating the wear and breakage of mechanical components inside the gearbox, but the use of input data requires feature extraction using the Python tsfresh library; however, feature extraction in the time domain is not a suitable option for implementation on a microcontroller due to its high computational complexity.

Data analysis in the frequency domain, particularly through the use of Power Spectral Density, can represent an effective and less computationally complex solution than feature extraction from the time domain. In fact, power spectral density reflects the energy distribution characteristics of healthy signals and those with wear or breakage problems, allowing for discrimination of the two scenarios with good precision.