

WHITE PAPER

Risolvere quattro problemi comuni legati alla manutenzione predittiva con MATLAB e Simulink

La manutenzione predittiva offre molteplici possibilità, dalla riduzione dei tempi di inattività di una macchina all'eliminazione degli interventi di manutenzione non necessari, nonché nuovi flussi di entrate ai fornitori di apparecchiature grazie ai servizi di assistenza post-vendita. Questi vantaggi sono realizzabili appieno solo se si è in grado di superare una serie di sfide tecniche e di business.

Questo articolo analizza quattro comuni problemi che impediscono alle aziende di implementare correttamente la manutenzione predittiva, identificati sulla base di oltre 100 conversazioni con ingegneri e direttori tecnici. Ognuna di queste sfide è risolvibile e questo articolo spiega in che modo.

1. Non abbiamo dati sufficienti per creare un sistema di manutenzione predittiva.

Molti approcci di manutenzione predittiva si basano su algoritmi di machine learning, per cui è necessario disporre di dati sufficienti per creare un modello preciso. Per la manutenzione predittiva, questi dati derivano solitamente dai sensori installati sui macchinari. Se i sensori sono nuovi o se la modalità di registrazione delle letture limita le informazioni, è necessario individuare il modo migliore per accedere a una quantità di dati sufficiente per costruire i modelli.

Analizzare attentamente l'elenco delle fonti di dati disponibili

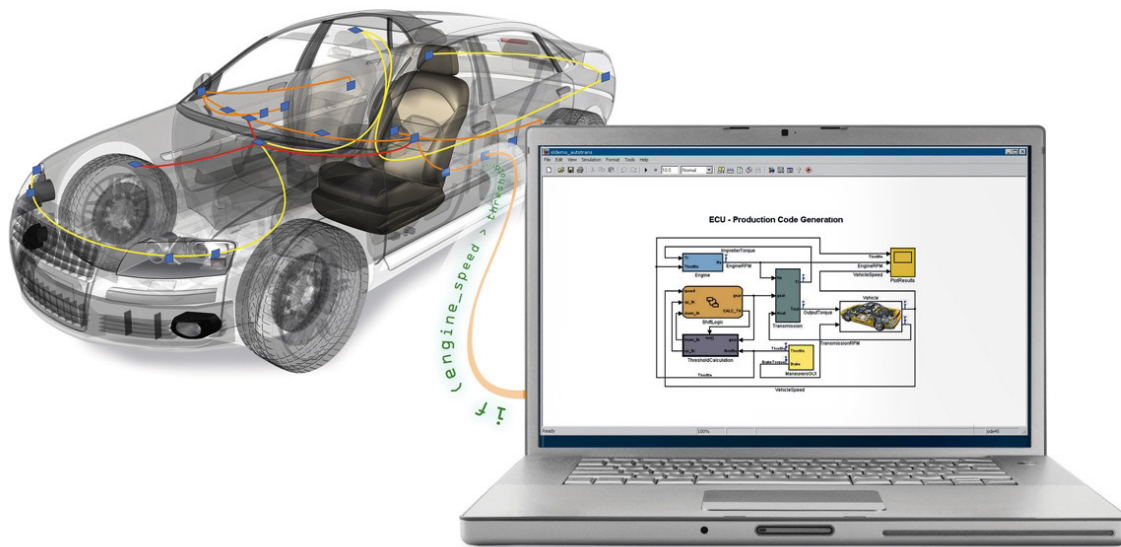
È possibile che il vostro dipartimento non acquisisca dati a sufficienza per costruire un sistema di manutenzione predittiva. Verificate se anche gli altri dipartimenti raccolgano dati. Probabilmente la divisione Controlli non raccoglie abbastanza dati, ma cosa succederebbe se venissero combinati con quelli della divisione Servizi? Un'attenta analisi dei processi della vostra organizzazione potrebbe essere sufficiente a risolvere i problemi.

In base alle dimensioni della vostra azienda e alla relativa posizione nella catena di fornitura, vale la pena verificare gli accordi sottoscritti con fornitori o clienti. Lavorare a stretto contatto per migliorare le prestazioni e l'efficienza dei componenti delle apparecchiature può dare luogo a una situazione "win-win", che favorisce l'accesso ai dati tra le varie divisioni aziendali. Le cose non andranno sempre in questo modo, ma si tratta di una potenziale fonte di dati che merita di essere considerata.

Modificare la modalità di acquisizione dei dati

Alcuni sistemi operano in modalità "troppo o troppo poco", acquisendo pochissimi dati - o nessun dato - finché non si verifica un guasto. Altri, invece, registrano solo codici e time stamp: gli ingegneri ricevono una notifica quando si verifica un evento, ma non i valori dei sensori al momento del guasto. Anche se questi dati possono essere utili per la diagnostica, sono probabilmente insufficienti per lo sviluppo di modelli in grado di prevedere un guasto.

Provate a registrare più dati modificando le apposite soluzioni disponibili, magari utilizzando una flotta di prova se i dati di produzione non sono disponibili. In base al carico sui dispositivi embedded esistenti, è possibile riconfigurarli per raccogliere e trasmettere i dati dei sensori, oppure per iniziare possono essere necessari registratori di dati esterni.



Configurare la registrazione dei dati per acquisire e trasmettere dati di sensori.

Utilizzare gli strumenti di simulazione per sintetizzare i dati

Generate dati di prova utilizzando strumenti di simulazione e combinate questi dati con quelli provenienti dai sensori disponibili per costruire e validare algoritmi di manutenzione predittiva. Ciò è possibile grazie alla creazione di modelli che interessano il sistema meccanico, elettrico o fisico di altro tipo da monitorare. Sintetizzate i dati campione (modellando le letture degli output) e validateli in relazione a dati misurati per garantire una buona calibrazione del modello. Questa operazione è realizzabile in primo luogo a livello di componente, quindi può essere estesa a livello di sistema per i sistemi complessi.

Mazda simula dati per lo sviluppo dei motori

Mazda aveva la necessità di definire piani di controllo, sviluppare modelli statistici e generare calibrazioni ottimali per il suo motore SKYACTIV-D. Ha quindi sviluppato modelli statistici per il SKYACTIV-D e ha eseguito una simulazione hardware-in-the-loop (HIL) di logica di controllo del motore.

“Con i metodi tradizionali, acquisire dati in fase di calibrazione di un nuovo motore richiedeva una grande quantità di test... Abbiamo riutilizzato i dati esistenti e simulato le risposte, il che ci ha consentito di ridurre al minimo il carico di lavoro per ottenere dati di prova e l’utilizzo dei banchi prova.”

— Shingo Harada, Mazda

» [Leggi la storia dell’utente](#)

Considerazioni

Quando si utilizzano dati per un sistema di manutenzione predittiva, è necessario iniziare ad analizzarli il prima possibile per identificare le feature importanti e quelle ridondanti. In base alla posizione di archiviazione dei dati, può risultare costoso conservare una quantità eccessiva di dati inutilizzabili. Una volta individuate le feature dei dati più importanti, potete decidere con esattezza quali dati conservare e quali no. Un vantaggio di uno strumento come **MATLAB**[®] è il fatto di essere separato dal sistema di archiviazione; se passate dall'archiviazione locale al cloud, potete continuare a eseguire le analisi con cambiamenti minimi.

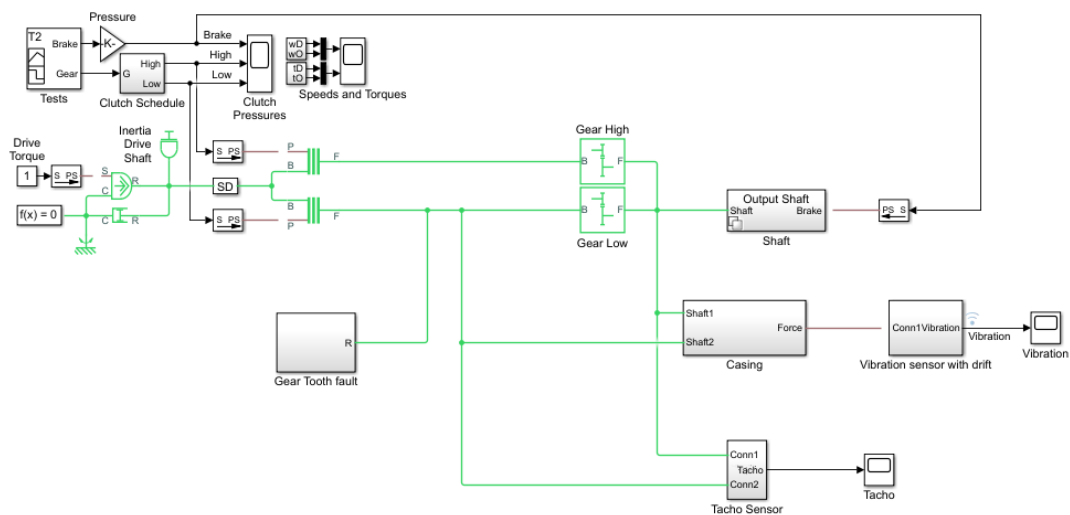
2. Non disponiamo dei dati relativi ai guasti necessari per ottenere risultati accurati.

I dati sui guasti sono un elemento fondamentale quando si addestra un algoritmo a riconoscere i segnali di avviso per attivare la manutenzione just-in-time. Questi dati potrebbero non essere disponibili se la manutenzione viene effettuata così spesso da impedire il verificarsi di guasti, o se si tratta di un sistema critico per la sicurezza che non può subire un guasto in alcun modo. Per evitare che questo rappresenti una carenza fatale, insieme al vostro team potete simulare i dati relativi ai guasti e imparare a riconoscere i segnali di avviso a partire dai dati operativi disponibili.

Generare dati campione relativi ai guasti

Un ingegnere dotato di conoscenze approfondite sul funzionamento delle componenti fisiche di un sistema è in grado di generare dati campione sui guasti con gli strumenti giusti. Utilizzando un prodotto di simulazione come **Simulink**[®], un ingegnere può costruire o utilizzare un modello fisico della macchina, come descritto nel primo problema. Strumenti quali l'analisi FMEA (Failure Mode Effects Analysis) forniscono punti di partenza utili per determinare i guasti da simulare. Un ingegnere dotato di conoscenze adeguate del settore può incorporare questi comportamenti nel modello in una varietà di scenari, che simulano i guasti regolando temperatura, portata o vibrazioni o aggiungendo un guasto improvviso. Questi scenari possono quindi essere simulati e i dati sui guasti risultanti vengono quindi etichettati e archiviati per un'analisi più approfondita.

Prodotti quali **Predictive Maintenance Toolbox**[™] semplificano le operazioni di *generazione di dati relativi ai guasti* e forniscono insiemi di dati per gestire e organizzare più set di dati.



Utilizzare Simulink per generare dati relativi ai guasti.

Airbus modella una serie di guasti ai componenti dell'aereo commerciale A380

Airbus aveva l'esigenza di gestire in modo sicuro i guasti al complesso sistema di gestione del carburante dell'A380. Il team ha simulato i guasti per rifinire il modello. Dopo aver svolto con successo una serie di prove di volo, ha valutato le differenze tra i dati misurati e i risultati previsti per affinare ulteriormente i modelli.

“La progettazione model-based ci ha fornito un quadro approfondito del design funzionale del sistema. Inoltre, abbiamo completato la validazione dei requisiti in anticipo rispetto al passato e abbiamo simulato una serie di guasti simultanei ai componenti, quindi sappiamo cosa succederà e siamo fiduciosi che la logica di controllo sarà in grado di gestire i problemi.”

— Chris Slack, Airbus

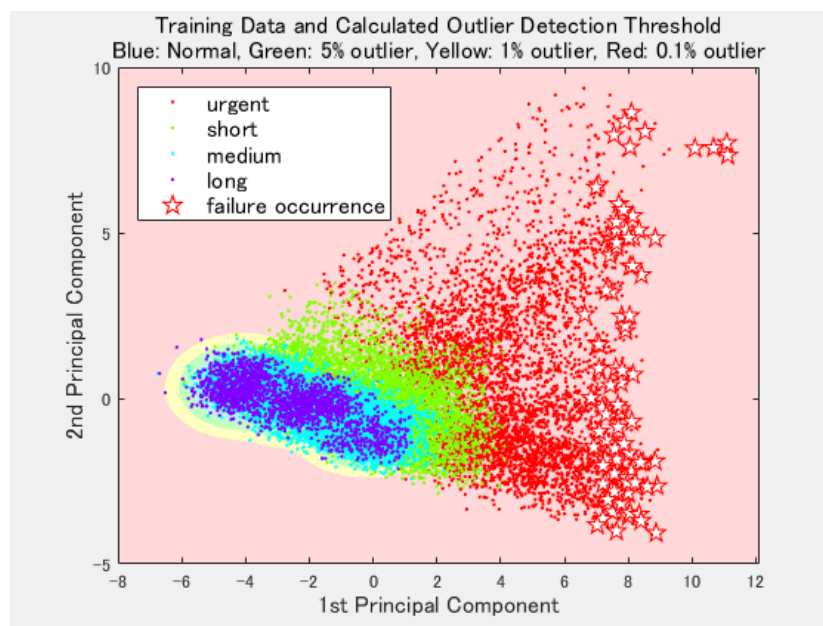
» [Leggi la storia dell'utente](#)

Comprendere i dati disponibili

I dati relativi ai guasti potrebbero non essere disponibili, ma i dati operativi possono indicare alcune tendenze sul peggioramento delle prestazioni di una macchina nel tempo.

Analizzare i dati grezzi dei sensori di un componente, sistema o macchinario su cui sono installate decine di sensori può risultare molto complesso. Alcune tecniche statistiche come l'analisi del componente principale (PCA) possono aiutare a ridurre la dimensionalità di questi set di dati e forniscono informazioni preziose sul funzionamento delle apparecchiature nel tempo. La PCA è una delle numerose tecniche di apprendimento senza supervisione.

L'apprendimento senza supervisione è una branca del machine learning che ha lo scopo di individuare pattern e tendenze nei dati non etichettati. In base ai sensori disponibili, per alcuni tipi di guasti può essere necessario analizzare più sensori contemporaneamente al fine di identificare il comportamento anomalo. Le tecniche di apprendimento senza supervisione trasformano i dati grezzi dei sensori in una rappresentazione di dimensionalità inferiore, che può essere visualizzata e analizzata molto più facilmente rispetto ai dati grezzi ad alta dimensionalità.



Utilizzo dell'analisi del componente principale per visualizzare il comportamento di un macchinario prima di un guasto.

Considerazioni

Provate a ridurre al minimo il numero di variabili, utilizzando solo quelle necessarie per la costruzione di un modello preciso. Si può essere tentati di includere ogni componente misurata per essere sicuri di analizzare tutto, ma così facendo si otterrà un modello chiuso ed eccessivamente complesso. Le tecniche come la PCA evitano questa situazione e rappresentano un metodo quantitativamente rigoroso per ottenere tale semplificazione.

3. Capiamo i guasti, ma non siamo in grado di risolverli.

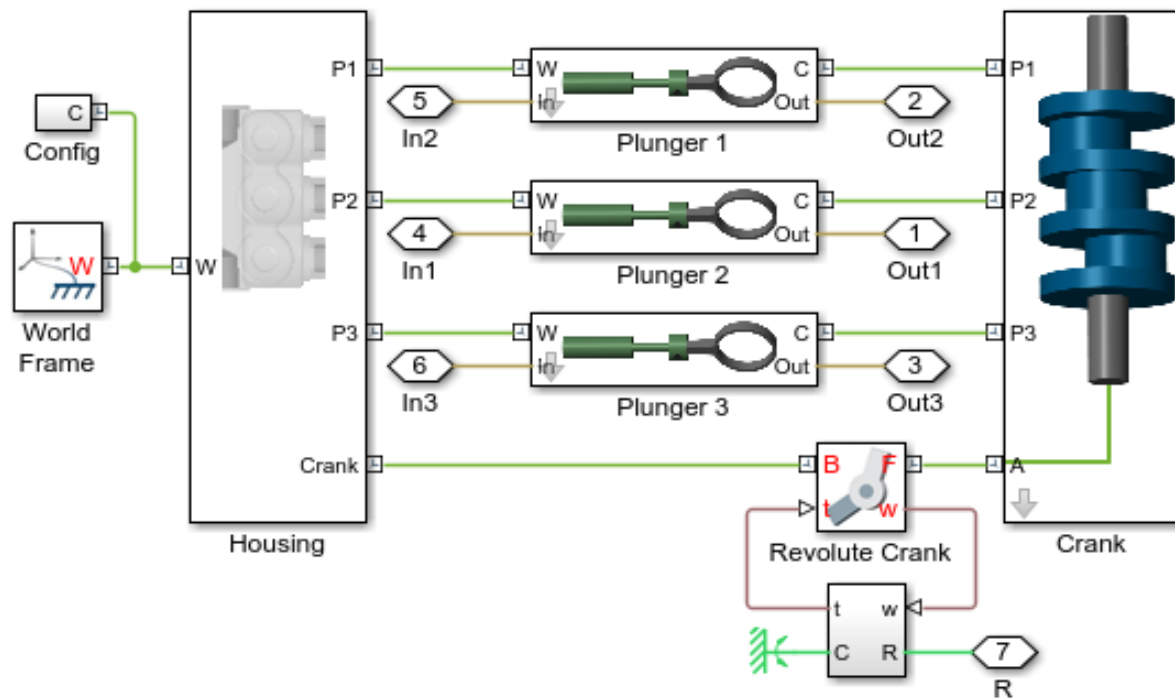
Comprendere la causa di un guasto è importante per la vostra azienda, ma individuare cosa è andato storto è ben diverso dall'essere in grado di prevederlo. La root cause analysis (RCA) è una parte integrante delle conoscenze del settore che, insieme agli algoritmi di manutenzione predittiva, consente di realizzare un programma efficace di manutenzione predittiva. Se la parte algoritmica dell'equazione è per voi un compito nuovo e complicato, potete seguire questa procedura per ridurre i tempi di apprendimento.

Definire gli obiettivi

Come è possibile sapere se un algoritmo di manutenzione predittiva sia migliore rispetto alle vecchie procedure? È importante definire in anticipo gli obiettivi da raggiungere (per esempio, identificazione preventiva dei guasti, cicli più lunghi, minori tempi di inattività). Quindi, è necessario valutare in che modo l'algoritmo di manutenzione predittiva potrà incidere su tali obiettivi. La costruzione di un framework in grado di testare un algoritmo e stimare le sue prestazioni relativamente agli obiettivi prefissati consente di velocizzare le iterazioni di progetto. Non sarà più necessario valutare se un nuovo algoritmo sia migliore rispetto allo stato precedente; al contrario, sarà evidente se un nuovo algoritmo è più in linea con gli obiettivi prefissati.

Iniziare dalle cose più semplici

Se voi e il vostro team conoscete già le cause alla base di un guasto, avrete le necessarie conoscenze del settore. Scegliete un progetto utilizzando un sistema che conoscete bene su cui esercitarvi. Assicuratevi di comprendere le caratteristiche e i fattori che influiscono sulle prestazioni del sistema, quindi costruite un algoritmo di manutenzione predittiva. Partite dall'aspetto più semplice: per esempio, vale la pena valutare se la soglia di una feature sia un indicatore di manutenzione rilevante (di solito viene effettuata tramite grafici di controllo). Le conoscenze del settore del vostro team consentiranno di identificare con maggiore facilità i componenti principali e i valori di soglia, per esempio un valore di sicurezza che non deve mai essere superato. Inoltre, potete provare modelli semplici come la regressione lineare o logistica, veloci da utilizzare e di facile interpretazione. Una volta che avrete acquisito familiarità con la costruzione di algoritmi per un problema semplice, potrete applicare queste conoscenze a sistemi più complessi.



Modellazione di tre tipi di guasti: perdite in un cilindro, valvola bloccata e aumento dell'attrito tra i cuscinetti.

Acquisire fiducia

Quando gli algoritmi di manutenzione predittiva iniziano a produrre risultati promettenti, è possibile utilizzare dati attuali e storici per testare e validare i modelli prima di passare alla produzione. Sfruttate le conoscenze del settore del vostro team per affinare modelli in grado di prevedere risultati diversi in base al costo o alla gravità dei risultati stessi. Per validare ulteriormente i modelli, aggiungete i dati relativi ai guasti che sono simili a condizioni storiche note e testate il sistema. Questa fase di validazione assicura che il processo funzioni correttamente, evidenziando gli aspetti della simulazione che non corrispondono alla realtà e devono quindi essere rivisti oppure confermando la precisione del modello.

Considerazioni

Come per ogni operazione nuova, è importante non cercare di fare tutto in una volta sola: eviterete di disperarvi quando il progetto vi sembrerà troppo complesso. Definite obiettivi chiari, iniziate dalle cose più semplici, validate sulla base dei dati e ripetete l'operazione finché i risultati non vi soddisfano. Ripetete questo processo per passare via via a sistemi più complessi.

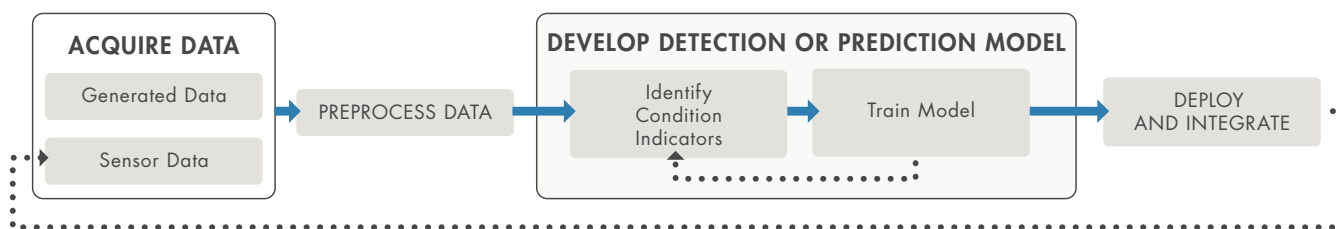
4. Non sappiamo come fare manutenzione predittiva.

Ogni nuova tecnologia richiede investimenti che devono essere giustificati. Idealmente, il valore dell'investimento deve essere realizzato nel minor tempo possibile. Quantificare il tempo necessario per ottenere un ritorno sull'investimento è difficile se non siete certi della vostra rapidità di apprendimento di queste nuove abilità. Dato che il machine learning è stato introdotto solo di recente, è normale considerare rischioso ciò che potrebbe essere considerato un'applicazione avanzata di tale approccio. Tuttavia, potete adottare alcuni metodi pratici per minimizzare questo rischio e iniziare a utilizzare prima possibile un modello di manutenzione predittiva efficace.

Lavorare con gli strumenti che gli ingegneri conoscono già

Anziché cercare di introdurre una nuova tecnologia e tecnica, sfruttate le nuove funzionalità del software già in uso e concentratevi sulle nuove tecniche. Alcuni strumenti che gli ingegneri già utilizzano, come MATLAB, sono dotati di specifiche funzionalità di manutenzione predittiva, che consentono di continuare a lavorare in un ambiente conosciuto. Questi strumenti, inoltre, forniscono esempi ed algoritmi di riferimento che aiutano gli utenti meno esperti a iniziare a utilizzare rapidamente la manutenzione predittiva, nonché assistenza tecnica, formazione e team di consulenza. L'assistenza aggiuntiva consente a voi e al vostro team di acquisire le nozioni di base, necessarie per affrontare i problemi nel modo migliore.

Apprendere il flusso di lavoro della manutenzione predittiva



Gli elementi principali del flusso di lavoro della manutenzione predittiva.

Il primo passo per iniziare a costruire un modello efficace è comprendere il flusso di lavoro e riconoscere i fattori che potrebbero rallentare il processo. Il processo di costruzione e distribuzione degli algoritmi di manutenzione predittiva prevede cinque fasi:

1. Accedere ai dati dei sensori

I dati possono essere acquisiti da più fonti, come database, fogli di calcolo o archivi web. È necessario accertarsi che i dati siano nel formato corretto e includano le indicazioni di data e ora. I set di dati di grandi dimensioni potrebbero non rientrare nella memoria e richiedono tecniche di elaborazione out-of-memory o un cluster. Spesso le criticità riguardano il metodo di organizzazione dei dati per l'analisi. Se non si dispone di dati sufficienti, è possibile generarli da un modello fisico della macchina per integrare i parametri di normale utilizzo e variabili, diverse dinamiche di sistema o guasti ai segnali.

2. Pre-elaborare i dati

I dati del mondo reale non sono quasi mai perfetti: presentano rumore e outlier che devono essere rimossi per ottenere un quadro realistico del comportamento normale. Inoltre, se i dati derivano da fonti diverse, devono essere combinati. Se si rimuovono le anomalie, è necessario valutare se si desidera sostituirle con valori approssimativi o lavorare con un set di dati più piccolo. Tra le potenziali criticità figurano la regolazione del filtraggio del rumore o delle impostazioni relative agli outlier e la comparazione dell'effetto di diversi filtri sulle prestazioni complessive dell'algoritmo.

3. Estrarre le feature

Generalmente, anziché inserire i dati dei sensori direttamente nei modelli di machine learning, si estraggono le feature dai dati dei sensori. Queste feature acquisiscono informazioni di carattere generale nei dati dei sensori, per esempio la media mobile o il contenuto di frequenza. Pochi ingegneri hanno conoscenze approfondite di statistica, elaborazione di segnali e modellazione di sistemi, quindi l'utilizzo di strumenti familiari per eseguire le tecniche di estrazione di feature semplifica questo passaggio. Un approccio iterativo, che prevede l'aggiunta di feature, l'addestramento di nuovi modelli e il confronto delle loro prestazioni, può essere efficace in questa fase per determinare l'efficacia di diverse feature sui risultati.

Baker Hughes estrae le feature per addestrare modelli per le apparecchiature di estrazione di petrolio e gas

Lavorando in MATLAB, il team di Baker Hughes ha analizzato i dati importati dalle apparecchiature di estrazione di gas e petrolio per stabilire quali segnali influissero maggiormente sull'usura delle apparecchiature stesse. Questa procedura ha previsto l'esecuzione di trasformate di Fourier e analisi dello spettro, nonché il filtraggio dei grandi movimenti del camion, della pompa e del fluido per facilitare la rilevazione delle vibrazioni più piccole delle valvole e delle sedi delle valvole.

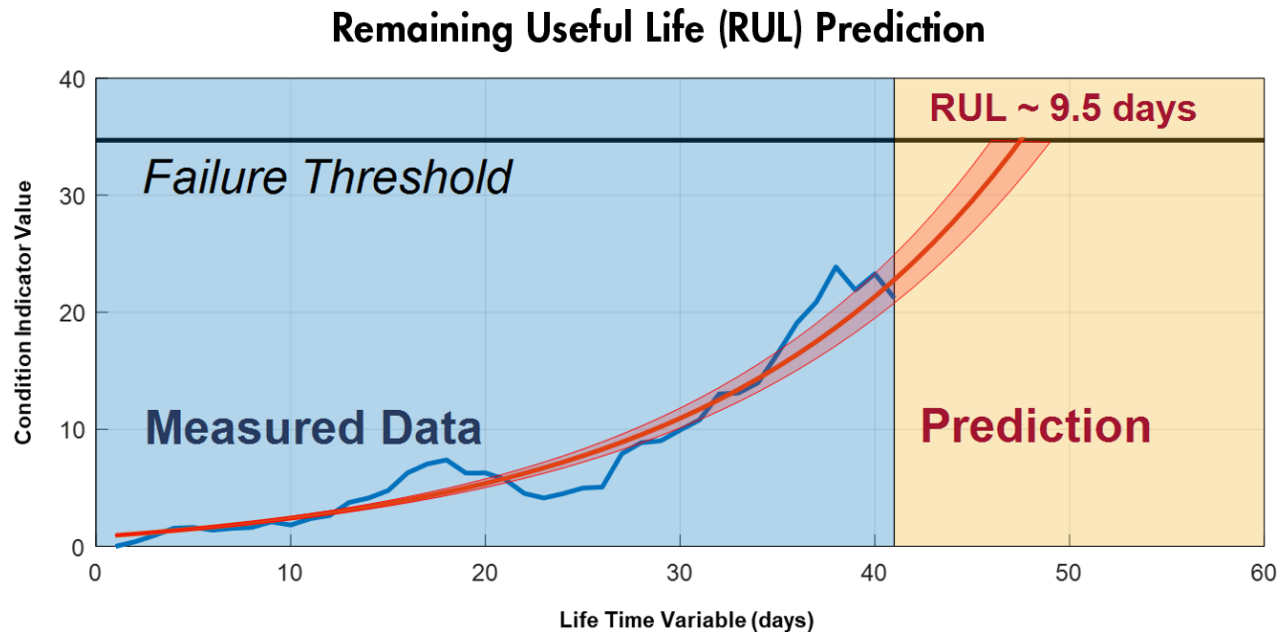
“MATLAB ci ha consentito di convertire dati illeggibili in un formato utilizzabile; di automatizzare le procedure di filtraggio, analisi dello spettro ed esecuzione di trasformate per più camion e regioni; infine, di applicare le tecniche di machine learning in tempo reale per prevedere il momento ideale per la realizzazione degli interventi di manutenzione.”

— Gulshan Singh, Baker Hughes

» [Leggi la storia dell'utente](#)

4. Addestrare il modello

In questa fase, è necessario classificare i dati come “sani”/difettosi, impostare le soglie per gli stati di funzionamento corretto/avviso/guasto e stimare la vita utile residua (RUL) dei componenti. Dovrete creare un elenco completo di scenari di guasto da prevedere, scegliere i metodi di classificazione e simulare i modelli. Le app forniscono interfacce grafiche per l'applicazione del machine learning che facilitano, per i meno esperti, la comparazione dei risultati dell'addestramento di diversi tipi di modelli.



Addestramento di modelli predittivi in grado di stimare la vita utile residua (RUL) e fornire gli intervalli di confidenza associati alla previsione.

5. Distribuire il modello

Generate il codice e distribuite i modelli come un'applicazione su hardware. I modelli possono essere distribuiti a servizi embedded convertendoli in un linguaggio di basso livello, per esempio C, oppure possono essere integrati con altre applicazioni in un ambiente IT. Spesso in questa fase il problema è la mancanza di familiarità con la generazione di codice e l'integrazione IT. Alcuni strumenti, come *MATLAB Compiler™* e *MATLAB Production Server™*, sono in grado di eseguire automaticamente il packaging dei modelli destinati a un ambiente di produzione. I servizi di consulenza possono rivelarsi particolarmente utili quando si cerca di integrare queste applicazioni in sistemi IT.

Mondi sviluppa un sistema di manutenzione predittiva

L'impianto di produzione della plastica Mondy a Gronau è operativo tutti i giorni, 24 ore su 24. Con il supporto dei servizi di consulenza MathWorks, ha realizzato un'applicazione di monitoraggio delle condizioni e manutenzione predittiva che consente al personale dell'impianto di adottare misure correttive e prevenire problemi gravi. L'operazione è stata completata in sei mesi e consente un risparmio di 200.000 euro all'anno.

“L'assistenza dei servizi di consulenza MathWorks è tra le migliori che abbia mai visto; il personale addetto è sempre disponibile ed incredibilmente esperto. Abbiamo già registrato un ritorno sugli investimenti positivo legato al risparmio sui costi, e ora disponiamo di un budget superiore e di più tempo per completare ulteriori progetti di machine learning che apporteranno vantaggi analoghi.”

— Dr. Michael Kohlert, Mondy

» [Leggi la storia dell'utente](#)

Considerazioni

Alcune aziende hanno la necessità di generare report giornalieri sulle loro macchine, mentre altre preferiscono l'elaborazione in tempo reale. Individuate il livello di supervisione necessario per la vostra azienda. Inoltre, tenete sempre a mente i tipi di dati che acquistate: sono dati di testo, immagine o segnali e potrebbero essere utili per la previsione di guasti? È necessaria una notevole potenza elaborativa per gestire grandi volumi di dati. Infine, pensate a come dovrete visualizzare i risultati, quante informazioni vi servono relativamente alle cause degli avvisi e chi dovrà ricevere queste notifiche.

Conclusioni

La manutenzione predittiva è un obiettivo realizzabile con gli strumenti giusti, la giusta motivazione e un'assistenza adeguata. Individuate le feature, i modelli e i metodi più adatti alla vostra azienda e ripetete le operazioni finché non otterrete il risultato desiderato. Ricordatevi che non dovete farlo da soli.

Per saperne di più

- [Predictive Maintenance with MATLAB: Avoid Costly Equipment Failures by Using Sensor Data Analytics](#) (Manutenzione predittiva con MATLAB: prevenire i costosi guasti alle apparecchiature grazie all'analisi dei dati dei sensori) - Ebook
- [Machine Learning con MATLAB](#) - Ebook
- [MathWorks Consulting for Predictive Maintenance](#) (Consulenza MathWorks per la manutenzione predittiva) – Panoramica del servizio