

Ital-IA: monitoraggio e diagnostica remota delle turbomacchine con strumenti di apprendimento automatico

Andrea Franchi, Carmine Allegorico, Giuseppe Salerno, Matteo Iannitelli

Baker Hughes, a GE company

andrea.franchi@bhge.com, allegorico.carmine@bhge.com, giuseppe.salerno@bhge.com,
matteo.iannitelli@bhge.com

Abstract

I servizi digitali, sempre più importanti per l'industria Oil & Gas, permettono di garantire alta disponibilità e affidabilità degli asset, ottimizzandone l'esercizio e la manutenzione. Baker Hughes, a GE company (BHGE), monitora da remoto i dati di oltre 1200 asset, processandoli mediante algoritmi intelligenti *physics-based* e *data-driven*, sviluppati con tecniche di apprendimento automatico, capaci di rilevare anomalie di funzionamento che supportano diagnosi e azioni correttive. La capacità di segnalare agli operatori la necessità di effettuare una manutenzione preventiva consente di ridurre le perdite di produzione per fermate non pianificate.

diversi fusi orari (Italia, USA e Malesia). I dati, acquisiti da centinaia di sensori per ogni singolo asset, sono processati da diverse famiglie di algoritmi: alcuni rilevano eventuali anomalie o deviazioni dal comportamento atteso; altri calcolano indicatori di performance (*KPI*) sullo stato di salute o di utilizzazione degli asset; altri ancora forniscono agli operatori indicazioni di ottimizzazione dei piani manutentivi. La capacità di rilevare tempestivamente le anomalie e fornire una diagnosi robusta con azioni correttive è una delle maggiori sfide per i centri di monitoraggio di BHGE, al fine di prevenire costose operazioni di manutenzione non pianificate. I fattori chiave per l'efficacia del servizio sono: la conoscenza approfondita delle macchine, la qualità dei dati e l'utilizzo di algoritmi intelligenti fino a concetti di Intelligenza Artificiale.

1 Introduzione

Nell'era dei supercomputer, delle reti ad alta velocità e dei sensori a basso costo, i servizi digitali stanno diventando sempre più centrali per l'industria dell'Oil & Gas, aprendo opportunità concrete per la creazione di nuovo valore. L'evoluzione tecnologica ha consentito di maturare in diversi ambiti industriali il concetto di "gemello digitale" (*digital twin*), accoppiando ciascun asset in campo con un modello numerico che, costantemente interrogato, consente sia di simulare la situazione operativa, sia di rilevare difformità di funzionamento [Carlevaro et al., 2018]. Quanto detto sopra consente alle aziende di aprire uno spazio di business basato sull'offerta dei servizi, fornendo preziose informazioni ai propri clienti, collaborando con loro e assicurando alta disponibilità e affidabilità dei loro impianti, ottimizzandone le operazioni e supportandone le decisioni di manutenzione.

1.1 Monitoraggio & Diagnostica Remota

Grazie alla diffusione dell'Industrial Internet of Things (IIoT), gli operatori di impianti industriali sempre più spesso si affidano alla connessione dei loro asset più critici a centri di monitoraggio specializzati per supportare una rapida risoluzione dei problemi ed ottimizzare le operazioni di manutenzione. BHGE, monitora oltre 1200 asset installati in oltre 30 paesi, attraverso tre centri globali situati in

2 Rilevamento Automatico dei Guasti

Per garantire una gestione efficiente della flotta monitorata, gli algoritmi di rilevamento automatico dei guasti devono soddisfare requisiti stringenti in termini di precisione, recupero e volume degli allarmi generati affinché gli avvisi di anomalia siano generati solamente in presenza di specifiche firme di guasto (*failure patterns*), evitando la proliferazione di falsi allarmi. Gli algoritmi usati per questo scopo appartengono a due categorie: *physics-based* e *data-driven*. In questo articolo ci focalizzeremo sulla descrizione degli algoritmi *data-driven*, i quali sfruttano la disponibilità di dati operativi elaborati con tecniche di apprendimento automatico.

2.1 Algoritmi di Classificazione

L'utilizzo di algoritmi di classificazione permette di individuare *failure patterns* tipici, riconducibili a possibili anomalie. BHGE utilizza algoritmi *data-driven* per rilevare problemi di combustione di turbine a gas, tra i quali il Lean Blowout (LBO) [Allegorico et Mantini, 2014] [Iannitelli et al., 2018]. L'algoritmo utilizza un classificatore per identificare *failure patterns* specifici su un set di 22 segnali di temperatura, preventivamente filtrati da un controllo di qualità sui dati, a cui segue il calcolo delle caratteristiche (*features*) a più alto contenuto informativo, l'applicazione di un algoritmo di riduzione dimensionale e un classificatore

binario per determinarne la classe di appartenenza di ciascuna osservazione. Le tecniche di riduzione dimensionale e classificazione, sono state selezionate in base ad alcune metriche di *performance* dell’algoritmo, in particolare la metrica *F1-score*, ovvero la media armonica tra *precisione* e *recupero*, ampiamente utilizzati in *Machine Learning* [Valverde et al., 2014]. L’analisi di *F1-score* ha portato a selezionare il modello statistico *Linear Discriminant Analysis* (LDA) per la riduzione dimensionale, in combinazione con un classificatore a soglia. I vantaggi derivanti da questo algoritmo, che BHGE utilizza attualmente *on-line* in ambiente di produzione, sono l’identificazione automatica di fenomeni di LBO, che altrimenti sarebbero stati difficilmente rilevati, e il supporto al *troubleshooting* dei tecnici.

2.2 Regressione Kernel

L’algoritmo data-driven AAKR (*Auto-Associative Kernel Regression*) ha l’obiettivo di monitorare il funzionamento di un sistema, rilevandone deviazioni rispetto ai dati storici di funzionamento. Il suo utilizzo è principalmente legato ai concetti di *early-detection* e *early-warning*, ovvero la capacità di rilevare problemi di funzionamento incipienti, prevedendo e organizzando opportune azioni correttive. Individuate le grandezze fisiche principali (misurate e/o calcolate) che caratterizzano un particolare sistema, l’algoritmo viene allenato su dati storici opportunamente selezionati (tipicamente dati di esercizio “normale”, ovvero con il sistema operato senza anomalie). Terminata la fase di allenamento, l’algoritmo viene alimentato con nuovi dati operativi del sistema ed è in grado di prevedere la condizione di funzionamento passata più simile a quella attuale; è possibile quindi confrontare le previsioni con i dati attuali, riconoscendo eventuali deviazioni dal comportamento atteso (Figura 1).

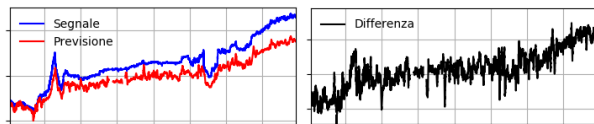


Figura 1: Esempio di monitoraggio AAKR.

© 2019 Baker Hughes, a GE company, LLC - All rights reserved.

3 Sistemi Esperti

Nella prospettiva di fornire un efficiente e tempestivo monitoraggio della flotta, BHGE ha sviluppato un sistema esperto, denominato “*Health Index*” (indice di salute), che sintetizza lo stato di funzionamento e prestazione della macchina. La variazione in tempo reale dell’indice di salute di una turbina a gas rispetto alla flotta fornisce una rapida indicazione di eventuali anomalie e indirizza verso la valutazione di interventi pianificati di manutenzione, per minimizzare le perdite di produzione dovute a fermate indesiderate. Ogni macchina è suddivisa in sottosistemi (e.g. olio di lubrificazione, combustione, ecc.) per ognuno dei quali viene calcolato un *Health Index* mediante la logica fuzzy, che usa regole derivate dall’esperienza degli operatori di diagnostica e i manuali operativi di macchina.

L’indice di salute è quantificato da un valore numerico compreso tra 0 e 10, come indicato in Tabella 1.

Indice di Salute del Sistema	Health Index
Come da standard design	9-10
Fuori standard design	7-9
Perdita di performance	5-7
Operabilità ridotta/limitata	3-5
Operabilità non possibile	1-3
Rottura imminente	0-1

Tabella 1: Valori di Health Index.

© 2019 Baker Hughes, a GE company, LLC - All rights reserved.

4 Conclusioni

Le moderne tecnologie di apprendimento automatico consentono di incrementare i tempi di esercizio e la disponibilità delle macchine, avvalendosi di algoritmi *data-driven* che identificano *patterns* di guasto attraverso modelli statistico-matematici. È possibile segnalare agli operatori la necessità di effettuare la manutenzione preventiva del singolo apparato utilizzando i dati storici e capitalizzando l’esperienza di funzionamento di tutta la flotta installata. Grazie a tutto questo, le tecniche di manutenzione stanno passando da un paradigma programmato a uno “*on-condition*” (solo in caso di necessità). La grande sfida consiste nel garantire un’elevata qualità dei dati e una profonda conoscenza degli asset per estrarne informazioni che possano guidare rapide azioni o miglioramenti della progettazione. Mediante l’utilizzo di algoritmi di classificazione, regressioni Kernel e sistemi esperti, BHGE è in grado di monitorare e rilevare prontamente anomalie di funzionamento degli asset in campo, incrementandone la disponibilità e l’affidabilità, ottimizzandone le operazioni e gli interventi di manutenzione.

Riferimenti bibliografici

- [Carlevaro et al., 2018] Cioncolini S., Sepe M., Parrella I., Allegorico C., De Stefanis L., Mastroianni M. and Escobedo E. Use of Operating Parameters, Digital Replicas and Models for Condition Monitoring and Improved Engine Health. *ASME Turbo Expo 2018*. Oslo, Norway. June 2018.
- [Allegorico et Mantini, 2014]. A data-driven approach for on-line gas turbine combustion monitoring using classification models. *European Conference of the Prognostics and Health Management Society*: July 8-10, Nantes, France.
- [Iannitelli et al., 2018] Allegorico C., Garau F. and Capanni M. *A Hybrid Model for on-line Detection of Gas Turbine Lean Blowout Events*. Proceedings of the European Conference of the PHM Society - vol 4 no 1. Utrecht, The Netherlands, Jul 2018.
- [Valverde et al., 2014] Valverde-Albacete F. J., & Peláez-Moreno C. (2014). 100% classification accuracy considered harmful: the normalized information transfer factor explains the accuracy paradox. *PLoS ONE 9(1)*: e84217. doi: 10.1371/journal.pone.0084217.