



La manutenzione predittiva ferroviaria ed il ruolo abilitante dell'“Internet of Things”

The railway predictive maintenance and the enabling role of the “Internet of Things”

Antonio LUGARÀ^(*)

Sommario - Nell'era dell'*Industrial Internet of Things* è in atto una mutua contaminazione tra l'ingegneria ferroviaria e l'*Information Technology*, richiedendo sempre più spesso l'utilizzo di conoscenze verticalmente integrate tendenti a superare i paradigmi dell'ingegneria classica. La disponibilità di nuove tecnologie e di ingenti quantitativi di dati sono alcuni tra i fattori abilitanti in grado di rivoluzionare le strategie manutentive nel ventunesimo secolo. Grazie allo sviluppo verticalmente integrato di sensori intelligenti e connessi, di capacità di calcolo a basso costo, e di soluzioni per *big data e analytics*, il trasporto ferroviario sta diventando più puntuale, più efficiente ed in grado di garantire standard di manutenibilità sempre più elevati. L'articolo intende fornire alcune linee guida per l'implementazione di una strategia di manutenzione predittiva in ambito ferroviario, enfatizzando elementi di ingegneria ferroviaria, aspetti inerenti l'*Information Technology* ed il *data mining*, e le implicazioni di business derivanti dall'applicazione di un innovativo *framework* manutentivo.

1. Introduzione

L'articolo consta di tre macro parti che affrontano la multidisciplinarietà della manutenzione predittiva ferroviaria fornendo una visione d'insieme.

Nella prima parte, dopo una breve introduzione sui concetti della manutenzione predittiva, la stessa viene contestualizzata nel settore ferroviario, identificando le problematiche che hanno spinto alla digitalizzazione della manutenzione, la genesi e le evoluzioni delle soluzioni applicate, descrivendo processi, e metodologie adoperate attraverso un'analisi dello stato dell'arte.

Successivamente, nella seconda parte, si enfatizza il ruolo dell'*Internet of Things* e delle tecnologie abilitanti la manutenzione predittiva ferroviaria; si propone, infatti, un flusso informativo volto a convertire i dati grezzi in informazioni utili sfruttando strumenti predittivi, e descrivendo

Summary - Within the era of the *Industrial Internet of Things (IIoT)* there is a cross fertilization between railway engineering and *Information Technology*, which requires the utilization of vertically integrated knowledge overtaking the paradigms of the classical engineering. The availability of innovative technologies and huge amount of data are the key factors able to revolutionize maintenance in the 21st century. Thanks to the vertically integrated development of IP smart sensors, computational performances, Big Data and analytics frameworks, the rail transport is made more punctual, cost-efficient and safer. This paper provides a brief introduction to the predictive maintenance within the rail sector, emphasizing railway engineering elements, *Information Technology* and data mining aspects, and business implications obtainable through this innovative framework.

1. Introduction

The article consists of three macro parts that tackle the multidisciplinary nature of railway predictive maintenance providing an overview.

In the first part, after a brief introduction on the concepts of predictive maintenance, the same is contextualized in the railway sector, identifying the problems that led to the digitization of maintenance, the genesis and evolution of applied solutions, describing processes, and methodologies used through an analysis of the state of the art.

Subsequently, in the second part, the role of the *Internet of Things* and of the technologies enabling the railway predictive maintenance is emphasized; in fact, it is proposed an information flow aimed at converting raw data into useful information using predictive tools, and describing the necessary IT infrastructures. An additional paragraph outlines the potential of the IoT Lumada framework, outlining some applications to the railway sector.

^(*) Hitachi Vantara, Assago (MI).

^(*) Hitachi Vantara, Assago (MI).

le infrastrutture IT necessarie. Un ulteriore paragrafo delinea le potenzialità della framework IoT *Lumada*, tratteggiando alcune applicazioni al settore ferroviario.

La terza parte dell'articolo, infine, descrive in che modo efficaci soluzioni di manutenzione predittiva, possano avere un impatto positivo sul business ferroviario e, allo stesso tempo, rivoluzionare gli approcci manutentivi.

2. Un'introduzione alla manutenzione predittiva

Al giorno d'oggi, con maggior frequenza rispetto al passato, le imprese ferroviarie dedicano sempre più attenzione ai propri processi operativi e a come ridurne i costi. Attualmente, infatti, esse operano in un contesto di *supply chain* globali, invecchiamento degli *apparati* e della forza lavoro, variabilità dei prezzi delle materie prime ed ulteriori vincoli burocratici.

Una grande opportunità per massimizzare efficienza ed efficacia è costituita dallo sviluppo e dall'applicazione di un sistema di Manutenzione Predittiva (MP) [1]. Questo nuovo paradigma è incentivato dalla disponibilità di grandi quantità di dati grazie ad apparati sempre più intelligenti ed interconnessi, dalla necessità di ottenere di più con minori risorse (ad esempio estendendo la vita utile degli *apparati*), dai costi ridotti dell'informatica inerenti alla capacità di calcolo, alle reti e alla memorizzazione dei dati, e, infine, dalla fusione tra *Information Technology* (IT) e *Operational Technology* (OT). La MP, intersecando IT e OT, può infatti fornire alle organizzazioni dettagli essenziali sui malfunzionamenti della componentistica e sulla qualità degli apparati, consentendo, così, ottimizzazioni di *apparati*, processi e risorse umane. La MP, quindi, potrebbe rappresentare l'applicazione risolutiva per essere all'avanguardia all'interno di un mercato globale e competitivo, contribuendo al raggiungimento di benefici sia operativi che relativi a strumenti e metodi. Tra quelli operativi si citano:

- ottimizzazione degli intervalli di manutenzione;
- riduzione sostanziale dei periodi di fermo macchina non pianificati;
- ottimizzazione delle tempistiche e delle modalità di approvvigionamento, riducendo i costi di magazzino agendo solo all'occorrenza.

Mentre rispetto a metodi e strumenti, si segnalano:

- identificazione delle cause dei guasti attraverso analisi *ad hoc*;
- perfezionamento degli strumenti e dei processi per la diagnosi;
- determinazione di procedure manutentive ottimali.

3. La manutenzione predittiva nel settore ferroviario

Una volta chiarite le potenzialità della MP, che ruolo potrebbero avere i *big data* e gli *analytics* nell'abilitare l'utilizzo di un sistema di MP nel settore ferroviario? Il cosiddetto

Finally, the third part of the article describes how effective predictive maintenance solutions can have a positive impact on the railway business and, at the same time, revolutionize maintenance approaches.

2. An introduction to the Predictive Maintenance

Nowadays, more frequently than ever, organizations are looking at their operations and how to reduce costs. They are experiencing global supply chains, aging assets, raw material price volatility, increased compliance and aging workforce. A big opportunity to achieve these results is constituted by the development and application of a Predictive Maintenance (PM) framework [1]. This new paradigm is pushed by the availability of large amounts of data thanks to more instrumented and connected assets, requirements to do more with less (e.g. stretching the useful life of an asset), reduced costs of computing, network and storage, convergence of Information Technology (IT) with Operational Technology (OT). The PM, intersecting IT and OT, helps to provide organizations with key insights regarding asset failure and product quality, enabling them to optimize their assets, processes, and employees. PM could represent the killer application to compete within a globalized and under pressure market place, contributing to reach benefits related to operative results and methodologies. Among the operative improvements there are:

- optimize maintenance intervals;
- minimize unplanned downtime;
- predicting how much and when to order and make stock, reducing inventory costs.

With respect to methodologies and tools, it is possible to achieve the following results:

- uncover in-depth root cause analysis of failures;
- improvement of both equipment and process diagnostics capabilities;
- determination of optimal maintenance procedure.

3. The predictive maintenance in the railway sector

Based on the potentialities of PM, which role could have Big Data and analytics to enable the application of PM frameworks within the railway sector? The Internet of Things (IoT), pushed by technological progress and cost reductions, is starting to influence the public transport. In fact, based on millions of data points captured from sensors on critical train components, analytics can detect impending part failures, ensuring maintenance is only performed when required, but before the fault. If it is possible to forecast which parts are likely to fail in the near future, this will lead to the possibility to achieve a value close to the 100% of availability, because the faults are fixed according to an efficient planning when units are out of service, avoiding breakdowns.

Industrial Internet of Things (internet delle cose a livello industriale), grazie anche al progresso tecnologico e alla riduzione dei costi, inizia ad avere un ruolo significativo nel settore del trasporto pubblico. Infatti, sulla base di milioni di dati rilevati dai sensori su componenti critici dei treni, l'analisi può identificare in anticipo prossime rotture di alcune parti, assicurando che la manutenzione venga effettuata solo quando necessario, ma sempre prima dell'effettivo guasto. Se fosse possibile prevedere quali parti andassero incontro a degrado delle prestazioni nel prossimo futuro, questo potrebbe portare alla possibilità di ottenere un grado di disponibilità dei treni tendente al 100%, perché i guasti sarebbero sempre riparati secondo un efficiente piano manutentivo quando i rotabili non sono in servizio, evitando così avarie in linea e/o indisponibilità dei mezzi.

All'aumentare della numerosità ed eterogeneità del parco rotabili, le aziende di trasporto ferroviario hanno dovuto fronteggiare, nel corso degli anni, le disfunzioni dovute ai limiti degli approcci tradizionali alla manutenzione. È emersa quindi una tendenza alla digitalizzazione dei processi al fine di affrontare problematiche ricorrenti; tra queste si citano [2]:

- gestione non ottimale delle scorte di magazzino (in termini di efficienza ed efficacia);
- mancanza di *governance* tra i vari interventi; mancanza di replicabilità degli interventi;
- mancanza di una strategia di raccolta dati condivisa, al fine di ottenere database normalizzati e statisticamente rappresentativi;
- mancanza di indicatori di performance (*Key Performance Indicators*, KPI) necessari a valutare in maniera univoca la qualità delle prestazioni eseguite;
- mancanza di tracciabilità dei componenti.

L'esigenza di implementare strategie *data-driven* ha iniziato a palesarsi nella seconda metà degli anni '90, quando i database relazionali erano già diffusi nel mercato dell'IT. SARNATARO [2] descrive i benefici ottenuti con l'applicazione di un software relazionale al sistema informativo della manutenzione, consentendo di trasformare i dati da semplici liste in informazioni significative ad indicatori della qualità del servizio prodotto. Si tratta di una delle prime implementazioni nel settore ferroviario di strumenti informatici avanzati (per quel tempo) per la costruzione di un software di supporto alle decisioni (DSS). Tale strumento, definito Sistema Informativo della Manutenzione (SIM), consentiva, in tempo reale, di verificare lo stato di funzionamento di ogni singolo impianto manutentivo, di conoscere lo stato di avanzamento di ogni singolo intervento, di costruire database con lo storico degli interventi realizzati in funzione della tipologia di intervento e dell'impianto, ed anche di ricavare dati statistici sulle varie tipologie di operazioni effettuate, al fine di identificare potenziali scostamenti di performance dai valori attesi e/o eventuali *outlier*. SIM, avendo dematerializzato la documentazione cartacea ed abilitato funzioni di *business intelligence*, può essere considerato uno strumento precursore della manutenzione predittiva.

As the number and heterogeneity of the rolling stock increased, railway transport companies had to face, over the years, the dysfunctions due to the limitations of traditional approaches to maintenance. Therefore, a trend towards the digitalization of processes has emerged in order to tackle recurrent problems; among these are cited [2]:

- *non-optimal management of inventories (in terms of efficiency and effectiveness);*
- *lack of governance among the various interventions; lack of replicability of the interventions;*
- *lack of a shared data collection strategy, in order to obtain standardized and statistically representative data-bases;*
- *lack of Key Performance Indicators necessary to unambiguously evaluate the quality of the services performed;*
- *lack of traceability of the components.*

The need to implement data-driven strategies began to emerge in the second half of the 1990s, when relational databases were already widespread in the IT market. SARNATARO [2] describes the benefits obtained with the application of a relational software to the maintenance information system, enabling the possibility to transform data from simple lists into meaningful information and indicators of the quality of the produced services. It is one of the first implementations in the railway sector of advanced IT tools (for that time) for the construction of decision support software (DSS). This tool, called Maintenance Information System (MIS), allowed, in real time, to check the operating status of each individual maintenance plant, to know the progress of each individual intervention, to build databases with the history of the interventions carried out according to the type of intervention and the plant, and also to obtain statistical data on the various types of operations carried out, in order to identify potential performance deviations from expected values and/or possible outliers. MIS dematerialized the paper documentation and enabled business intelligence functions, so it can be considered a precursor tool for predictive maintenance.

In recent years the railway industry, thanks to the availability of new computational technologies and wireless communication systems, has added a further step to the digitization of railway maintenance by introducing the concept of "tele-diagnostics", i.e. the ability to store and display data inherent to anomalies and failures not only on board the train, but also sending them, almost in real time, to a control room able to monitor the fleets in operation. These systems are the watershed between the classic diagnostic systems - of the spy type - and the most modern systems of prognostics [3], helping to build a set of useful information related to anomalies, also dividing, for each subsystem, the potential triggering causes, and any additional consequences.

Negli ultimi anni l'industria ferroviaria, grazie alla disponibilità di nuove tecnologie computazionali e di comunicazione senza fili, ha aggiunto un ulteriore tassello alla digitalizzazione della manutenzione ferroviaria introducendo il concetto di "tele-diagnostica", ovvero la possibilità di memorizzare e visualizzare i dati inerenti alle anomalie ai guasti non solo a bordo treno, ma anche inviadoli, quasi in tempo reale, ad una *control room* in grado di monitorare le flotte in esercizio. Questi sistemi si pongono come spartiacque tra i più classici sistemi di diagnostica – del tipo a spie luminose – e i più moderni sistemi di prognostica [3], contribuendo a costruire un insieme di informazioni utili inerenti alle anomalie, suddividendo inoltre, per ogni sottosistema, le potenziali cause scatenanti, e le eventuali ulteriori conseguenze.

L'architettura di un apparato di tele-diagnostica consta, di norma, di due sottosistemi:

- sottosistema di bordo: contiene un elaboratore *ad hoc* che, da un lato si interfaccia con il *Train Control & Management System* (TCMS) per raccogliere i dati su un database locale ed analizzarli, dall'altro cura il trasferimento di segnali, contatori, ed eventi verso il sistema di terra. Un ruolo fondamentale è ricoperto dalla logica di veicolo che rappresenta la modellizzazione del rotabile in termini di sottosistemi, LRU, *failure modes*, eventi, segnali, contatori, etc. e relative relazioni. Il sottosistema di bordo, in funzione delle regole diagnostiche implementate e della configurazione della logica di veicolo, invierà dati diagnostici verso terra attraverso due distinti canali di comunicazione:
 - comunicazione in *near real time* (quasi in tempo reale): variabili inerenti al funzionamento di specifici apparati vengono costantemente inviati a terra attraverso protocolli *ad hoc* (per esempio XMPP), consentendo di monitorare le flotte in esercizio;
 - comunicazione "batch": tutti i segnali raccolti in funzione dei vari eventi, vengono conservati e spediti ad intervalli regolari utilizzando appositi protocolli per il trasferimento di file di grosse dimensioni (per esempio FTP, *file transfer protocol*).

Entrambi i canali sfruttano una rete VPN (*Virtual Private Network*, rete privata virtuale) adottando protocolli che provvedano a cifrare il traffico transitante sulla rete virtuale preservando l'integrità dei dati trasmessi.

- Sottosistema di terra: è costituito da una soluzione IT convergente (cioè integrante uno strato computazionale, un database relazionale per la memorizzazione dei dati, spazio disco, e connettività), ridondata, ed utilizzabile anche in *cloud*. Tale soluzione, comunicando con il sottosistema di bordo, riceve e immagazzina i dati provenienti dai rotabili in linea, consente l'accesso ai vari portatori di interesse attraverso delle interfacce web sicure, invia avvisi di manutenzione ed abilita tutte le fasi di analisi ed elaborazione dei segnali al fine di identificare guasti incipienti, consentendo anche la calibrazione e validazione di algoritmi diagnostici.

The architecture of a tele-diagnostic apparatus usually consists of two subsystems:

- *on-board subsystem: it contains an ad hoc server that, on one side interfaces with the Train Control & Management System (TCMS) to collect data on a local database and analyze them, on the other hand, it takes care of the transfer of signals, counters, and events towards the on-ground subsystem. A fundamental role is played by the vehicle logic that represents the modeling of the rolling stock in terms of subsystems, LRUs, failure modes, events, signals, counters, etc. and related interrelations. The on-board subsystem, according to the diagnostic rules implemented and the configuration of the vehicle logic, will send diagnostic data to the ground through two different communication channels:*
 - *communication in near real time: variables related to the operation of specific equipment are constantly sent to the ground through ad hoc protocols (for example XMPP), allowing monitoring of the fleets in operation;*
 - *"batch" communication: all the signals collected according to the various events are stored and sent at regular intervals using special protocols for the transfer of large files (for example FTP, file transfer protocol).*

Both channels exploit a VPN (Virtual Private Network) using protocols that encrypt the traffic passing through the virtual network while preserving the integrity of the transmitted data;

- *On-ground subsystem: consists of a convergent IT solution (i.e. integrating a computational layer, a relational database for data storage, disk space, and connectivity), redundant, and usable even in the cloud. This solution, communicating with the on-board subsystem, receives and stores the data coming from the rolling stock within the line, allows access to the various stakeholders through secure web interfaces, sends maintenance warnings and enables all phases of analysis and processing of the signals in order to identify incipient failures, also allowing the calibration and validation of diagnostic algorithms.*

A few years after the first implementations of the tele-diagnostics on rolling stock, several concrete improvements were identified in the areas of maintenance, monitoring and assistance to the railway operation and engineering activities aimed at data collection and continuous improvement of rolling stock [4].

The railway operators and the producers are working together to create the conditions for the potential constant functioning of the rolling stock throughout their useful life thanks to maintenance actions based on the effective degradation of the train components according to their use.

A distanza di alcuni anni dalle prime implementazioni della tele-diagnostica sui rotabili, sono stati identificati diversi miglioramenti concreti ottenuti *negli ambiti di manutenzione, di monitoraggio e assistenza all'esercizio e nelle attività di ingegneria rivolte alla raccolta dati e al miglioramento continuo dei rotabili* [4].

Gli operatori ferroviari ed i produttori stanno lavorando sinergicamente per creare le condizioni affinché il funzionamento potenziale del parco rotabili sia costante durante tutta la vita utile degli stessi grazie ad azioni manutentive basate sull'effettivo degrado dei componenti del treno in funzione dell'utilizzo. Attualmente, a causa dei tagli al budget, e quindi alla riduzione delle scorte di magazzino e dei rotabili di riserva, gli operatori del settore richiedono una disponibilità superiore al 99% all'industria ferroviaria al fine di evitare guasti che possano comportare costi diretti (ad esempio manutenzioni correttive) e indiretti (richieste di rimborsi da parte dell'utenza, danni di immagine, ecc.).

Per ottenere tali risultati, combinando le necessità attuali e future del sistema ferroviario, pertanto, è necessario passare da un approccio di diagnosi basato in larga parte sull'esperienza acquisita sul campo da manutentori e tecnici, ad un nuovo paradigma incentrato sulla tracciabilità e replicabilità dei risultati e sulla possibilità di documentare e trasferire la conoscenza, minimizzando gli inevitabili errori umani e standardizzando metodi e procedure.

Tuttavia, al giorno d'oggi la strategia manutentiva più comune è quella preventiva, nonostante questo riduca la vita utile dei componenti perché sostituiti anticipatamente in base alla pianificazione del produttore, alle tempistiche, al chilometraggio e alle osservazioni basate sull'esperienza.

Tutte queste problematiche hanno condotto le strategie di manutenzione verso la ricerca di un approccio volto a prevenire il guasto al fine di attuare le necessarie azioni manutentive con tempistiche tali da massimizzare l'utilizzo dell'apparato, pur non compromettendone la funzionalità. Infatti, effettuare valutazioni e misurazioni dirette sulle reali condizioni delle parti in esercizio e sull'effettivo utilizzo (manutenzione basata su condizione sfruttando la tele-diagnostica) può aumentare le performance e ridurre i costi. Il traguardo successivo e ancora più efficace è costruire *framework* di manutenzione predittiva cercando di prevedere il momento in cui possa avvenire il guasto e, quindi, adattare gli interventi di manutenzione necessari di conseguenza. I recenti progressi in IT e nello sviluppo della sensoristica intelligente hanno condotto alla costante raccolta di dati da molteplici sistemi e sottosistemi nei treni, rendendo così possibile il monitoraggio delle condizioni meccaniche ed elettriche, dell'efficienza operativa e di molti altri indicatori di *performance*. Queste nuove capacità consentono non solo la pianificazione delle attività di manutenzione con il massimo intervallo tra le riparazioni, ma anche la riduzione del numero delle interruzioni del servizio causate da guasti ai rotabili. In questo modo saranno ridotti, quindi, i costi della manutenzione del treno, ma anche la perdita di ricavi dovuta all'impossibilità di effettuare i servizi passeggeri (o

Due to budget cuts and consequently inventories and spare trains reduction, operators demand availability higher than 99% from the rail industry, in order to avoid downtimes that lead to both direct costs (e.g. corrective maintenance) and indirect costs (e.g. compensations claims).

In order to achieve these results, matching the needs of current and future railway systems, it is fundamental to switch from diagnostic tasks performed under supervision of human long-term experience, to a new paradigm that can guarantee repeatability of results, possibility to record and transfer knowledge, avoiding the human errors that could always happen, standardizing methods and procedures.

Nowadays, the most common solution is the planned maintenance, even though it reduces the useful life of components, due to early replacement, and often implies unnecessary maintenance activities, as these are scheduled in advance according to manufacturers' schedules, time frames, mileage, and operational observations. All these issues pushed the maintenance strategies toward a revolutionary approach, aimed at preventing the fault from occurring by activating suitable measures in advance. Performing direct measurements and estimation about the real conditions of parts in function of the effective rate of usage (condition-based maintenance through tele-diagnostic systems) can increase the performance and reduce the costs. The successive and more effective achievement is to build a predictive maintenance framework, trying to estimate the time when a fault is likely to occur and adapt maintenance interventions accordingly. Recent advancements in smart sensors and IT have led to continuous data collection from various systems and subsystems in trains, enabling monitoring of mechanical and electrical conditions, operational efficiency and multiple other performance indicators. These new capabilities enable planning of maintenance activities with the maximum interval between repairs, while minimizing the number and the costs of unscheduled outages created by system failures. In this way will be minimized not just the maintenance costs of the train, but also the loss of revenues due to the impossibility to utilize it to run passengers (or freight) services.

Therefore, a predictive approach to maintenance, in addition to guaranteeing operational and economic benefits in relation to rolling stock already in operation, can also have implications on design. In fact, to minimize the downtimes due to the usually more frequent checks, the system should be equipped with a series of accesses necessary for determining the level of efficiency of the components [3]. For this reason, constructing a valid predictive maintenance strategy allows identifying recurring faults, potential variables useful for their tracking (but today not subject to measurement due to lack of specific sensors), thus providing improving feedbacks to the product engineering team that can utilize in future projects, thus activating a virtuous circle between after-sales services (maintenance & value-added services) and production.

merci). Un approccio predittivo alla manutenzione, quindi, oltre a garantire benefici operativi ed economici relativamente ai rotabili già in esercizio, può avere implicazioni anche sulla progettazione. Infatti, per ridurre al minimo i tempi passivi dovuti ai controlli solitamente più frequenti, è opportuno che il sistema sia dotato di una serie di accessi necessari alla determinazione dello stato di efficienza dei componenti [3]. Per questo, costruire una valida strategia di manutenzione predittiva consente di identificare guasti ricorrenti, potenziali grandezze utili alla loro tracciatura (ma ad oggi non oggetto di misurazione per mancanza di specifica sensoristica), fornendo così *feedback* migliorativi all'ingegneria di prodotto che potrà implementarli nei progetti futuri, attivando quindi un circolo virtuoso tra servizi post vendita (*maintenance & services*) e produzione.

La manutenzione predittiva ferroviaria (MPF) può essere applicata utilizzando due approcci differenti:

- *Knowledge-based*: si basa sia sulle conoscenze acquisite da progettisti e manutentori nell'esercizio delle loro rispettive funzioni, sia sull'utilizzo di analisi FMECA (*Failure Mode, Effects, and Criticality Analysis* - analisi dei modi, degli effetti e della criticità dei guasti) e RAMS (*Reliability, Availability, Maintainability and Safety* - analisi di affidabilità, disponibilità, manutenibilità e sicurezza). Grazie a tali studi e alle esperienze pregresse acquisite, è possibile identificare a priori i comportamenti dei sottosistemi del treno (e delle relative variabili significative) a fronte di guasti incipienti. Effettuando i campionamenti dei valori con frequenze opportune, note a priori le soglie di malfunzionamento, vengono inviati degli allarmi quando i valori soglia sono superati.
- *Data-driven*: grazie alla diffusione della digitalizzazione degli apparati, l'ingegneria di manutenzione dispone di una mole crescente di dati eterogenei e multi sorgente. Sempre più spesso, tuttavia, tali dati risiedono su database distinti, creando dei veri e propri "silos" che li rendono poco fruibili ai fini delle analisi comparative. Per superare tale problematica, sempre più spesso si ricorre all'utilizzo di *file system* distribuiti e piattaforme *big data*, creando così *data lake* eterogenei e statisticamente rappresentativi contenenti dati strutturati, semi-strutturati e non strutturati, analizzabili nella loro interezza attraverso un approccio olistico, mediante tecniche di intelligenza artificiale, *machine learning*, e metodi predittivi. Si sono create dunque le condizioni per identificare delle relazioni tra dati apparentemente indipendenti e disgiunti, estraendo modelli causali e schemi ricorrenti precedentemente sconosciuti, e utilizzabili adesso per predire malfunzionamenti e cali di prestazioni.

Al fine di costruire un efficace sistema di MPF è fondamentale tenere in considerazione quattro passaggi distinti:

1) effettuare previsioni e valutarne l'efficacia: questa fase è fondamentale al fine di effettuare un'adeguata selezione dei sottosistemi del treno che devono essere presi in

The railway predictive maintenance (RPM) can be performed following two different approaches:

- *knowledge-based*: it considers competencies and know-how acquired by designers and maintainers, and it utilizes also Failure Mode, Effects, and Criticality Analysis (FMECA) and analysis of Reliability, Availability, Maintainability and Safety (RAMS). Thanks to those analyses and to the previous experiences acquired, it is possible to identify a priori the train's abnormal behaviors described by known thresholds of its relevant variables. Those data are sampled per specific frequencies and compared with the thresholds; once the detected values overcome the expected ones, alarms and triggers are sent to the appropriate stakeholders.
- *Data-driven*: thanks to the diffusion of assets' digitalization, the maintenance engineering has an increasing volume of multi-source and heterogeneous data. Often, however, those data are collected in different DBs, creating silos that does not allow easy comparative analyses. To solve this problem, it is possible to utilize distributed file systems and big data platforms that allow the creation of heterogeneous and statistically representative data lakes containing structured, semi structured, and unstructured data, analyzable in their entirety through a holistic approach, applying artificial intelligence techniques, machine learning, and predictive analytics. It has been created the conditions to identify the relationships between apparently independent data, extracting insights, devices' behavioral patterns and dependencies previously unknown and now usable to predict abnormal behaviors and reduces performances.

To build an effective Railway Predictive Maintenance (RPM) is fundamental to take into account four different steps:

1) *Predictions possibilities and related effectiveness*: it is fundamental to perform an effective selection of the train's subsystems that have to be considered within the RPM solution. It is crucial to define a narrow scope, selecting those critical events that leave enough digital footprints required to build a consistent predictive model. Trying to predict "everything" could lead to misleading results and wasting of resources. Firstly, it is important to identify what is possible to predict (which subsystem) and with which likelihood. In order to do that, it is required a mapping process of the available systems to achieve not only the graphs of the areas in which are expected events whose frequency of occurrence is high, and the respective consequences are impacting, but also additional graphs representing the period in which the predictions are more effective over the useful life of the subsystems (figure 1). The goal to achieve is to identify the prediction feasibility of the most critical subsystems of the train, paying attention that often such systems have the risk of leaving little data to build any consistent model. So, the prediction possibility and viability zone is determined by the frequency of occurrence of the damage and its criticality level. However, an-

considerazione all'interno della soluzione di MPF. Cercare di prevedere "tutto", infatti, potrebbe portare a risultati fuorvianti con un conseguente spreco di risorse. In primo luogo, quindi, è importante identificare cosa possa essere previsto (quali sottosistemi del treno) e con quale probabilità. A tal fine è necessario un processo di mappatura dei sistemi disponibili per realizzare non solo i grafici delle zone in cui le previsioni identifichino eventi la cui frequenza di accadimento sia elevata e le rispettive conseguenze siano impattanti, ma anche ulteriori grafici che rappresentino il periodo in cui le previsioni risultino più efficaci nell'arco della vita utile dei sottosistemi (figura 1). L'obiettivo è quello di riuscire a identificare la probabilità di previsione nei sottosistemi più critici del treno, facendo attenzione che questi forniscano abbastanza informazioni per costruire un modello consistente. Pertanto, la scelta degli apparati su cui effettuare le analisi predittive è funzione della

frequenza con cui si riscontra il malfunzionamento e del rispettivo livello di criticità. Un altro aspetto da prendere in considerazione, tuttavia, è la corretta identificazione dell'intervallo di tempo in cui la previsione possa essere più efficace dal punto di vista della manutenzione. All'interno della figura 1 è riportata la distribuzione del tasso di fallimento dei sistemi elettrici e meccanici. Se ne deduce che, al fine di ottenere un ROI (ritorno dell'investimento) consistente, ed un periodo di *Payback* sostenibile, i sistemi di recente ingegnerizzazione e quelli a fine vita utile risultino i più adatti ad essere investigati per sviluppare una soluzione di MPF. Infatti, è fondamentale concentrare gli sforzi su quelle aree che potenzialmente possano offrire ampi margini di miglioramento in breve tempo, così da ripagare l'investimento effettuato, rendendo il progetto di MPF oltre che efficace ingegneristicamente, anche sostenibile finanziariamente. Al giorno d'oggi le organizzazioni effettuano anche analisi di *capital budgeting* per identificare quali progetti siano più remunerativi.

Queste attività di pre-dimensionamento aiutano ad assicurare risultati realistici prima ancora di allocare risorse per lo sviluppo delle attività (identificazione dei dati necessari, costruzione degli algoritmi, ecc.);

2) estrapolare i dati realmente necessari: per costruire insiemi di dati efficaci contenenti informazioni utili a realizzare previsioni, ci sono due fattori principali da tenere in considerazione: le variabili potenzialmente valutabili e le tecniche di misurazione.

Di seguito è riportato un elenco, a titolo esemplificativo ma non esaustivo, dei potenziali componenti da monitorare:

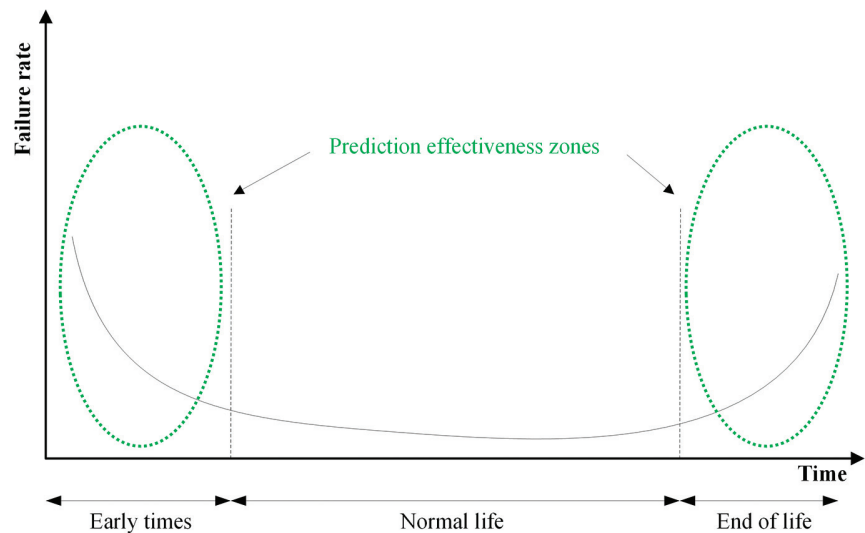


Fig. 1 - Valutazione delle zone di efficacia di predizione: tasso di malfunzionamento funzione della vita utile.

Fig. 1 - Evaluation of prediction effectiveness areas: malfunction rate function of useful life.

other aspect to be taken into account is to identify in which time interval the prediction is more effective from a maintenance point of view. Within figure 1 is reported the distribution of the failure rate of mechanical and electrical systems; it typically follows a bathtub curve. According to that, in order to achieve a considerable Return On Investment (ROI), both infant and end-of-life systems appear more appropriate for deploying RPM solutions. In fact, it is essential to concentrate efforts on those areas that can potentially offer ample room for improvement in a short time, so as to repay the investment made, making the MPF project as well as engineeringly efficient, even financially sustainable. Nowadays, organizations also perform capital budgeting analyzes to identify which projects are more profitable.

This approach helps to ensure the outcomes are realistic before deploying resources to the development of activities (identifying the required data sets, building algorithms, and so forth).

2) Extract the right data: to build effective data bases with meaningful information useful to achieve predictions, there are two main factors to deal with: all the variables potentially assessable and the measurement techniques. Below is reported a list, intended to be illustrative and not limiting, of potential functions and components to be monitored:

- axles;
- bogies;
- brakes;
- door systems;

- assili;
- carrelli;
- freni;
- sistemi di apertura/chiusura porte;
- filtri;
- rilevamento ruote usurate;
- correnti e voltaggi dannosi;
- pantografi;
- parti rotanti;
- pressioni dell'aria e dell'acqua;
- cuscinetti e boccole.

Esistono diverse tecniche di misurazione che possono essere applicate al fine di raccogliere i valori digitali delle variabili precedentemente discusse. Le più diffuse sono:

- *misurazione della velocità di rotazione*: uno stroboscopio o un contatore elettrico potrebbero ottenere questo risultato in modo efficace. Sensori in grado di rilevare la forza per unità di massa (accelerometri), applicati ai sistemi di trasmissione, potrebbero essere altrettanto funzionali [1];
- *misurazione delle temperature*: un aumento degli sfregamenti e delle frizioni comporta un aumento della temperatura dell'apparato monitorato. Termistori, o altri rilevatori di temperatura, possono individuare le suddette variazioni. Inoltre, un'altra tecnica semplice ed economica per la misurazione della temperatura consiste nella verniciatura della parte con vernici sensibili al calore: così facendo la parte cambierà colore al superamento del normale livello di temperatura. Svariati autori hanno già fornito il loro contributo sulla misurazione della temperatura nei sistemi ferroviari: GRUDÉN *et al.* [5] valutarono le temperature dei carrelli attraverso tre sensori, più un quarto per tenere in considerazione le condizioni al contorno evitando valori falsi positivi o falsi negativi dovuti alla temperatura dell'aria. KIM *et al.* [6], diversamente, montarono alcuni sensori infrarosso sulla superficie dei carrelli dei treni al fine di identificarne il surriscaldamento di cuscinetti e boccole.
- *misurazione delle vibrazioni e degli ultrasuoni*: la vibrazione, di per sé, è probabilmente uno dei parametri più efficacemente monitorabili. Il metodo *shock pulse*, l'*envelop signal processing* e le emissioni acustiche sono soltanto alcune delle diverse metodologie di misurazione delle vibrazioni. Inoltre, svariate sollecitazioni subite dai vagoni possono essere analizzate attraverso l'utilizzo di accelerometri, in base a dove questi si trovino posizionati lungo il treno. Si riscontra in letteratura che NEJIKOVSKY e KELLER [7] monitorarono il movimento del corpo del vagone ferroviario montando accelerometri sulle carrozze di treni con assetto variabile; WOLF *et al.* [8], li installarono nei bordi delle carrozze ferroviarie, e GAO *et al.* [9] implementarono accelerometri sul pavimento delle locomotive e sul telaio delle carrozze.

- *filters*;
- *flat wheel detection*;
- *harmful currents/voltages*;
- *pantograph*;
- *rotating parts*;
- *water and air pressure*;
- *wheel bearings*.

There are different measurements techniques that can be applied to collect digital values of the variables discussed before. The most common techniques are:

- *measurement of speed rotation: a stroboscope or electrical counters could be effective to achieve this result. Fixed to the machine shaft, sensors able to assess the torque per unit of mass (accelerometers) could perform the same objective [1];*
- *measurement of temperature: an increased friction will lead to an increase of temperature of the monitored asset. Thermistors or other temperature sensors can detect these variations. Moreover, an additional simple and cheap technique of measuring temperature is to varnish some heat sensitive paints to an asset; in this way the color of the paints shifts when the temperature exceeds the normal level. Several authors already provided contributions about the measurement of temperatures: GRUDÉN *et al.* [5] assessed the bogie temperatures through three sensors, plus an additional one that takes into account the air temperature in order to consider even the border conditions to avoid both false positive and negative values; KIM *et al.* [6], on the other hand, mounted on the train's bogies few surface acoustic wave sensors in order to identify overheated wheel bearings;*
- *measurements of vibrations and ultrasounds: vibration alone is probably one of the most effective parameters to monitor. Shock pulse measurement, envelope technique, acoustic emissions are just few different techniques to measure vibrations. Moreover, several stresses of the wagon can be analyzed through the utilization of accelerometers, in function of where these are installed along the train. In literature, NEJIKOVSKY and KELLER [7] monitored the rail wagon body motions by mounting the accelerometers on the body of carriages of tilting trains; WOLF *et al.* [8] installed those at the edge of rail carriages, and GAO *et al.* [9] implemented accelerators both on the floor of locomotive and to the chassis of carriages. Nevertheless, even the bogies can be object of vibrations measurement: ELIA *et al.* [10], for instance, mounted accelerometers on the bogies and on axles boxes to measure even the lateral acceleration. As well as for vibration monitoring, ultrasounds also analyze acoustics. The only differences between the two methods concern the range of frequencies monitored. In fact, vibrational analysis monitor frequencies between 1 Hz and 30 kHz, while ultra-*

Inoltre, anche i carrelli possono essere oggetto della rilevazione delle vibrazioni: ELIA *et al.* [10], ad esempio, montarono accelerometri sui carrelli e sulle boccole per misurarne l'accelerazione trasversale. Così come per il monitoraggio delle vibrazioni, anche gli ultrasuoni analizzano l'acustica. Le uniche differenze tra i due metodi riguardano il range delle frequenze monitorate. Infatti, le analisi vibrazionali monitorano frequenze tra 1Hz e 30kHz, mentre gli ultrasuoni tutte le frequenze superiori ai 30kHz. Tali alte frequenze consentono di identificare fessurazioni ed orifizi che possono crearsi e che, quando vengono attraversati da aria o gas, emettono dei rumori tracciabili dagli ultrasuoni [1]. Infatti, a fronte delle sollecitazioni a cui sono sottoposti i rotabili in esercizio, grazie al monitoraggio dell'emissione acustica è possibile tenere sotto controllo l'evoluzione di specifiche anomalie. Grazie ad apparati *ad hoc* posti a lato binario e muniti di microfoni, è possibile registrare i suoni prodotti dai convogli in transito ed analizzarne gli spettri acustici al fine di identificare la tipologia e la severità del guasto. Per esempio, la soluzione Rail-BAM™ implementata nel West Sussex, effettua il monitoraggio dei cuscinetti analizzando la frequenza del rumore originatosi al passaggio dei rotabili [3].

- *misurazione delle tensioni sugli assili*: al fine di rilevare la tensione che subisce l'assile è importante quantificare il carico cui lo stesso risulta soggetto, la curvatura del tragitto, la presenza di forze di massa molto frequenti, la massa frenata, l'alterazione nel profilo delle ruote e altre irregolarità puntuali. I valori richiesti vengono raccolti attraverso l'utilizzo di estensimetri ad ultrasuoni, sensori ottici ed elettromagnetici [11].

I guasti meccanici, se non riparati rapidamente, degradano al trascorrere del tempo e dell'utilizzo dell'apparato, a un ritmo direttamente proporzionale alla loro severità. Per questa ragione, se il problema venisse individuato in anticipo, si potrebbero evitare operazioni di riparazione particolarmente onerose in termini realizzativi ed economici.

Tutti i rilevatori impiegati in questi processi di misurazione possono essere integrati attraverso la comunicazione senza fili, realizzando una rete di nodi intelligenti distribuiti. Un nodo non rappresenta solo il singolo rilevatore, ma anche la sua alimentazione elettrica, il microcontrollore e il trasmettitore dati che permette allo strumento di utilizzare il protocollo TCP/IP e quindi di dialogare tramite internet.

Al fine di evitare la misurazione di dati identici e replicati poiché raccolti da differenti rilevatori, ottenendo così un campione fuorviante, i nodi devono essere ubicati con criterio sui sottosistemi del treno oggetto di analisi, evitando la ridondanza delle letture da sensori distinti, oppure, ove necessario, utilizzando più sensori al fine di aumentare la coerenza e veridicità delle informazioni estratte. Inoltre, a causa dei segnali radio utilizzati dai sensori, nel caso in cui due treni dovessero trovarsi a breve distanza in linea o in stazione, è fondamentale utilizzare degli identificatori per collegare ogni sensore al proprio treno, evitando così che le informazioni del treno X vengano ri-

sounds all frequencies above 30 kHz. Such high frequencies allow identifying cracks and orifices that can be created and that, when they are crossed by air or gas, emit sounds traceable by ultrasounds [1]. In fact, considering the stresses to which the rolling stocks are subjected during operation, thanks to the monitoring of the acoustic emissions, it is possible to track the evolution of specific anomalies. Thanks to ad hoc equipment placed on the side of the track and equipped with microphones, it is possible to record the sounds produced by the trains in transit and to analyze their acoustic spectra in order to identify the type and severity of the fault. For example, the Rail-BAM™ solution implemented in West Sussex monitors the bearings by analyzing the frequency of noise originating in the passage of rolling stock [3].

- *measurement of axles stress*: to measure the stress that will affect the axles, it is important to measure axle load, curvature of route, high frequency dynamic forces, braking loads, changes in wheel profile and discrete irregularities (e.g.: wheel flats). The required attributes are collected using ultrasonic strain gauges, optical and electromagnetic sensors [11].

Normal mechanics failure modes degrade at a speed directly proportional to their severity. For this reason, if the problem is detected early, major repairs can usually be prevented.

All the sensors involved in these measurement processes can be federated through wireless communications achieving networks of spatial distributed smart nodes. A node represents not only the single sensor, but also includes the power supply, the microcontroller and the IP data transmitter that allows the device to use the TCP/IP protocol. To avoid replication of measurements from different sensors that will lead to misleading mensuration, the nodes need to be suitably located along the train's subsystems, avoiding the redundancy of the readings from separate sensors, or, where necessary, using multiple sensors to increase the consistency and veracity of the extracted information. Furthermore, due to the radio communications range of the sensors, if two trains are close within the line or at the station, it is fundamental to use identifiers to connect each sensor with its own train, avoiding that Train X's data will be collected by Train Y's network. The utilization of Internet Protocol allows the possibility to scale out the infrastructure adding further nodes and to extend the cover range thanks to different wireless technologies derived even by other domains [12].

3) Let the rail expertise influence the data analytics: achieving a successful RPM solution is a team game where the railway domain expert plays the leading role. It is always the domain expert who guides the data scientist in building the right algorithm that will be deployed through the right IT infrastructure. A diagnostic algorithm is a systematic method of calculation formed by two entities, logic and argument. The part of the logic defines the condi-

cevute dal sistema del treno Y. Grazie all'utilizzo dell'*Internet Protocol* è possibile espandere gli apparati di monitoraggio aggiungendo ulteriori nodi ed estendendo il campo di copertura grazie alle differenti tecnologie senza fili derivanti da diversi domini [12].

3) Permettere alla conoscenza ferroviaria di guidare l'analisi dei dati: la realizzazione di una efficace soluzione di MPF è un gioco di squadra in cui l'esperto del sistema ferroviario riveste un ruolo essenziale. È la conoscenza di dominio, infatti, a guidare i *data scientist* nella costruzione degli algoritmi corretti che verranno poi implementati sull'infrastruttura IT. Un algoritmo diagnostico è un procedimento sistematico di calcolo formato da due entità, logica e argomento. *La parte di logica definisce le condizioni, i controlli e le azioni da compiere al fine di verificare la presenza del guasto (anomalia) mentre la parte di argomento definisce quali siano le variabili su cui verificare le suddette condizioni, controlli e azioni* [4]. Il successo di una soluzione di MPF consiste quindi nella scelta oculata dei sistemi del treno da analizzare, nella costruzione di un opportuno ecosistema di dati, e nella giusta combinazione di esperti in campo ferroviario e *data scientist*, prediligendo figure ibride con competenze IT e ferroviarie. Risulta fondamentale creare le condizioni per l'individuazione della progressione temporale del guasto, ovvero modellizzare *come la degradazione progressivamente si propaghi e conduca al guasto* [3]. Al fine di ottenere tali risultati, è necessario identificare delle relazioni matematiche in grado di descrivere i fenomeni oggetto di studio prevedendone le evoluzioni al trascorrere del tempo e dell'esercizio. A tal proposito vengono costruiti specifici algoritmi *aventi lo scopo di individuare la LRU sede di guasto o malfunzionamento e, conseguentemente fornire al personale di manutenzione indicazioni precise e chiare circa l'intervento da eseguire attraverso l'emissione di avvisi di manutenzione* [13]. Il processo che conduce alla costruzione di tali algoritmi può essere suddiviso in tre fasi distinte [13]:

- fase di apprendimento: si analizzano le serie storiche disponibili al fine di identificare regole generali e schemi ricorrenti. Questa fase viene espletata da un team eterogeneo formato da esperti RAMS, sistemisti di veicolo, e manutentori.
- fase di formalizzazione: vengono create regole note e precise al fine di codificare la conoscenza dei diversi modi di guasto, *in un formalismo chiaro, esplicito, ed eseguibile*.
- fase di esecuzione: i modelli costruiti e calibrati durante le precedenti fasi vengono validati tramite applicazione alle serie storiche al fine di saggiare la reale efficacia predittiva valutando, se necessario, un'ulteriore *fine tuning*. Una volta terminato con successo il processo di validazione, l'algoritmo viene implementato nel sistema di diagnostica.

CORFIATI *et al.* [3] propongono la suddivisione degli algoritmi prognostici in tre diverse categorie:

- a. Algoritmi basati su un modello del sistema: questa metodologia utilizza un modello dinamico capace

di definire le condizioni che devono essere verificate, le azioni, i controlli e le azioni da compiere al fine di verificare la presenza del guasto (anomalia) while the part of the subject defines which are the variables where to apply the above conditions, controls and actions [4]. *The success of a RPM solution consists in the careful selection of the train systems to be analyzed, in the construction of an appropriate data ecosystem, and in the right combination of experts in the railway field and data scientists, preferring hybrid figures with IT and railway skills. It is essential to create the conditions for identifying the evolution of the fault in function of time, or to model how the degradation progressively propagates and leads to failure* [3]. *In order to obtain such results, it is necessary to identify mathematical relations able to describe the phenomena under study, foreseeing their evolutions in function of time and operation. Consequently, specific algorithms are constructed to identify the malfunctioning LRUs, providing to the maintenance personnel precise and clear indications about the interventions to perform by issuing maintenance warnings* [13]. *The process leading to the construction of these algorithms can be divided into three distinct phases* [13]:

- *learning phase: the available time series are analyzed to identify general rules and recurring patterns. A heterogeneous team made up of RAMS experts, vehicle systems engineers and maintenance technicians carries out this phase;*
- *formalization phase: known and precise rules are created to codify the knowledge of the different failure modes, in a clear, explicit, and executable formalism;*
- *execution phase: the models constructed and calibrated during the previous phases are validated through the application to the historical time series in order to test the real predictive effectiveness and evaluating, if necessary, a further fine-tuning. Once the validation process has been successfully completed, the algorithm is implemented in the diagnostic system.*

CORFIATI *et al.* [3] propose the classification of prognostic algorithms into three distinct categories:

- a. *algorithms based on a model of the system: this methodology uses a dynamic model capable of reproducing the process characterizing the functioning of the subsystem. This model must be able to compute all the border conditions, even the exogenous ones: for example, when describing the process characterizing a specific rolling stock component, if it could be exposed to thermal changes that could affect its operation, it would be necessary to consider the various external temperatures over time, and therefore simulate not only the functioning of the component, but also the contributions deriving from the external environment. Dynamic models can be obtained by following two different approaches, through the construction of a physical model of the system once it has been studied, or by identifying the system through the autoregressive-moving-average.*

di riprodurre il processo caratterizzante il funzionamento del sottosistema. Tale modello deve essere in grado di computare tutte le condizioni al contorno, anche quelle esogene: ad esempio nel descrivere il processo caratterizzante uno specifico componente di rotabile ferroviario, qualora lo stesso fosse soggetto a sbalzi termici in grado di influenzarne il funzionamento, bisognerebbe comunque considerare le varie temperature ambientali al trascorrere del tempo, e quindi simulare non solo il funzionamento del componente, ma anche i contributi derivanti dall'ambiente esterno. I modelli dinamici possono essere ottenuti seguendo due distinti approcci, attraverso la costruzione di un modello fisico del sistema una volta studiato il suo funzionamento, oppure identificando il sistema attraverso la media mobile auto-regressiva.

- b. Algoritmi basati sulla probabilità: questo approccio necessita di serie storiche relative ai guasti passati, valutando, tra l'altro, la funzione densità di probabilità della vita utile residua ed i limiti di confidenza. Per ogni sottosistema oggetto di analisi si identificano uno o più parametri caratteristici, e si riporta in un grafico l'andamento della vita utile dell'apparato al variare dei valori assunti dai parametri caratteristici. In sostanza si possono ricostruire le potenziali correlazioni tra i parametri caratteristici e la vita residua del sottosistema, sulla scorta di un campione statisticamente rappresentativo costruito mediante osservazioni passate. Essendo la vita residua un valore probabilistico, per ottenere la previsione di vita sarà quindi necessario calcolare la densità di probabilità della vita utile residua.
- c. Algoritmi basati sulle tecniche di intelligenza artificiale: tali algoritmi possono considerarsi degli ibridi capaci di integrare i pregi dei primi due approcci già discussi; essendo alla base delle più avanzate tecniche di *predictive analytics* ad oggi utilizzate, si rimanda ad una trattazione più esaustiva e completa nel paragrafo "L'Internet of Things e la manutenzione predittiva ferroviaria: dalla raccolta del dato all'estrazione dell'informazione".

4) Individuare il valore aggiunto ottenibile: la quantità di informazioni che è possibile ottenere grazie all'impiego di una efficace soluzione di MPF non riguarda soltanto la previsione dei guasti, ma anche l'analisi delle cause alla base di errori di progettazione dei componenti, il processo di costruzione degli stessi, il ciclo di vita utile, e molto altro. L'impiego di una soluzione di MPF, infatti, può anche essere d'aiuto per identificare diverse opportunità commerciali e per la costruzione di azioni prescrittive. Il valore aggiunto ottenibile, pertanto, comprende la possibilità di:

- prevedere quando un componente, soggetto a specifiche condizioni, cesserà di funzionare e quali azioni di manutenzione saranno necessarie;

b. *Probability-based algorithms: this approach requires time series related to past failures, evaluating, among other things, the probability density function of the residual useful life and the confidence limits. For each subsystem being analyzed, one or more characteristic parameters are identified, and the trend in the useful life of the asset is shown in a graph considering that the values assumed by the characteristic parameters vary. Basically, the potential correlations between the characteristic parameters and the residual life of the subsystem can be reconstructed, based on a statistically representative sample constructed through past observations. Since residual life is a probabilistic value, in order to obtain life expectancy, it will be therefore necessary to calculate the probability density function of the residual useful life.*

c. *Algorithms based on artificial intelligence techniques: these algorithms can be considered hybrids capable of integrating the strengths of the first two approaches already discussed; being the basis of the most advanced techniques of predictive analytics used today, a more exhaustive and complete discussion is provided in the paragraph "The Internet of Things and railway predictive maintenance: from data collection to information extraction".*

4) *Identify the achievable value-add: the amount of information that is possible to obtain through an effective RPM solution does not deal with just predicting failures; in fact, it can rely on root-cause analysis related to the design of the parts, the construction processes, the life cycle and much more. RPM can be utilized to identify various business scenarios and building appropriate prescriptive actions. The value-add obtainable implies the possibility to:*

- *predicting when, subject to specific border conditions, a part will fail and which maintenance actions are required;*
- *planning the maintenance actions in advance, allowing a just-in-time sourcing for replacement of parts, optimizing procurement and inventory;*
- *suggesting which systems are affected by potential designing problems due to their continued poor performance;*
- *identifying a track's problem when a train goes through a specific point in line, considering the vehicle like a sensor on movement.*

Within the railway technical literature different effective implementations of tele-diagnostic and predictive maintenance systems have been already described.

In the first case, AGNOLI et al. [4] describe three situations occurred in which the functions of the tele-diagnostics system allowed to avoid severe faults within the line and the consequent request of spare trains. Specifically, the first example describes a scenario in which, sending the "raw" data to the operations center via FTP

- pianificare in anticipo le azioni di manutenzione, consentendo il reperimento delle parti sostitutive secondo il metodo *just-in-time/in-case* (solo all'occorrenza), ottimizzando così le operazioni di acquisto e di mantenimento delle scorte di magazzino;
- suggerire quali sistemi possano essere affetti da problemi di progettazione riscontrabili dal loro inadeguato funzionamento in condizioni di utilizzo continuativo;
- identificare le problematiche dell'armamento al passaggio del treno in uno specifico punto della linea, considerando il veicolo come un sensore in movimento.

In letteratura si trovano diversi riscontri positivi sia per quanto concerne le implementazioni di sistemi di tele-diagnostica, sia per la sperimentazione di soluzioni più complesse di manutenzione predittiva. Nel primo caso, AGNOLI *et al.* [4] descrivono *tre situazioni realmente accadute in cui le funzioni del sistema di tele-diagnostica hanno permesso di evitare un guasto bloccante in linea e la conseguente richiesta di riserva*. Nello specifico, il primo esempio descrive uno scenario in cui, a fronte dei dati "grezzi" inviati alla centrale operativa tramite protocollo FTP (*File Transfer Protocol*, protocollo per il trasferimento dati), questi siano stati elaborati *ex post* identificando una graduale perdita di liquido dal circuito di raffreddamento di una locomotiva in esercizio. Nel secondo esempio, invece, si sfruttano le capacità diagnostiche installate a bordo, inviando a terra un'informazione pre-elaborata. Infatti, il sistema di tele-diagnostica, con la sua componente di bordo, identifica un'avaria ai carica-batterie di un locomotore che si appresta ed effettuare servizio in linea. Il macchinista non essendosi accorto *in situ* del problema, è stato allertato dalla centrale operativa che, iterativamente, lo ha guidato nelle attività di verifica e ripristino delle funzionalità, consigliando di resettare l'elettronica della locomotiva al fine di riattivare i carica batterie. L'ultimo esempio contempla un approccio ibrido tra capacità diagnostiche a bordo treno e analisi di serie storiche a terra. Infatti, quando il sottosistema della diagnostica di bordo identifica una temperatura anomala di un riduttore di una locomotiva in esercizio, provvede ad inviare un *trigger* al sottosistema di terra. La centrale operativa ha richiesto via radio al personale di condotta di ridurre la velocità mantenendo la temperatura al di sotto del valore soglia, permettendo quindi al convoglio di espletare il servizio in linea e rientrare in impianto senza la necessità di riserva. Tale circostanza rappresenta un esempio di come la tele-diagnostica permetta un aumento della vita utile del sistema: infatti grazie al collegamento bi-direzionale terra-treno, si è potuto variare il carico di lavoro del sistema in funzione delle effettive condizioni di salute degli apparati.

La manutenzione predittiva, come già descritto in precedenza, rappresenta uno scenario evolutivo rispetto alla tele-diagnostica, in quanto non verifica solo la condizione di esercizio delle varie LRU, ma tende anche a prevederne il comportamento al trascorrere dell'esercizio. Un esempio efficace a dimostrare quanto la MPF possa prevenire guasti con conseguenze negative sulla sicurezza a bordo, è la pre-

(*File Transfer Protocol*), these were processed *ex post* identifying a gradual loss of liquid from the cooling circuit of a locomotive operating within the line. In the second example, on the other hand, the diagnostic capabilities installed on board have been utilized, sending pre-processed information to the ground. In fact, the tele-diagnostics system, with its on-board component, identifies a fault in the battery chargers of a locomotive ready to start its scheduled service. The driver did not realize the problem in situ, but was alerted by the operations center that, iteratively, guided him in the activities of verification and restoration of the functionality, advising to reset the electronics of the locomotive in order to reactivate the battery chargers. The last example includes a hybrid approach between on-board diagnostic capabilities and ground-based time series analysis. In fact, when the on-board diagnostic subsystem identifies an abnormal temperature of a gearbox of an operating locomotive, it sends a trigger to the ground subsystem. The operations center, through wireless connection, has requested to the driver to reduce the running speed keeping the temperature below the threshold value, thus allowing the train to complete the scheduled service and return to the plant without the need for an additional spare train. This circumstance represents an example of how the tele-diagnostics allows an increase in the useful life of the system: in fact, thanks to the bi-directional ground-train connection, the train's workload could be changed according to the actual health conditions of the equipment. Predictive maintenance, as already described above, represents an evolutionary scenario with respect to the tele-diagnostic, in fact it does not only verify the operating condition of the various LRUs in real time, but also tends to predict their future behavior in function of time and operation.

An effective example concerning how the RPM could prevent failures that can negatively affect the safety on-board is the prediction of the door controller status [14]. Doors failure is not just a safety issue, but above all for urban services, it can lead also to the increase of waiting time to access and egress from trains, contributing to delay the services within the line.

Doors operations are managed by actuators that, through air pressure power, move a mechanical system of jacks and levers. The train management system, through electrical signals, is able to action the actuators and to receive the feedback concerning movement and status of the doors (opened or closed). A simplified model of the pneumatic door subsystem is reported in figure 2.

Based on that, the predictive diagnostic system should be able to assess different border conditions such as air pressure, currents, velocity, voltages and so forth. For this reason, a system of smart sensors directly and digitally connected with the Train Control & Management System (TCMS) is required. Each component and functionality within the subsystem needs to be analyzed to identify degradation of performance that can lead to failure. For instance, if the current of the door motor has not increased

visione delle condizioni degli apparati che regolano l'apertura e la chiusura delle porte [14]. Un guasto alle porte, infatti, non costituisce solo un problema di sicurezza, ma, specialmente per i servizi urbani, può portare anche a un aumento dei tempi di attesa per l'accesso e l'egresso dai treni, contribuendo a generare ritardi sulla linea. I movimenti delle porte sono gestiti da attuatori che, attraverso la pressione dell'aria, muovono un sistema meccanico di martinetti e leve. Il sistema di gestione del treno, attraverso segnali elettrici, è in grado di azionare gli attuatori e ricevere un riscontro riguardo al movimento e allo stato delle porte (se aperte o chiuse). Una semplificazione del modello del sottosistema pneumatico delle porte è riportata nella figura 2.

Tutto ciò posto, il sistema di diagnosi predittiva dovrebbe riuscire ad analizzare differenti condizioni al contorno come la pressione dell'aria, la velocità, il voltaggio elettrico, ecc. Risulta quindi necessario un sistema di sensori intelligenti collegati digitalmente al TCMS (*Train Control & Management System*). Ogni componente ed ogni funzionalità all'interno del sottosistema in esame deve essere analizzata al fine di identificare il decadimento delle performance che potrà portare ad un successivo malfunzionamento.

Ad esempio, se la corrente del motore delle porte non aumentasse 10 secondi dopo il comando di apertura/chiusura, questo potrebbe dimostrare la presenza di un guasto al circuito del motore; inoltre se l'interruttore di chiusura porte è già stato attivato, ma la porta non si è chiusa, allora è presente un guasto nel sottosistema delle porte. Attraverso un confronto computazionale tra i valori acquisiti in tempo reale e quelli attesi, è quindi possibile analizzare le deviazioni e prevedere in modo attendibile quale parte del sottosistema subirà un guasto, stimandone contestualmente le tempistiche di accadimento.

In questo modo si possono identificare condizioni anomale che potrebbero portare a malfunzionamenti ricorrenti fornendo ulteriori informazioni esogene, come la correlazione tra guasto e posizione sulla linea. In una soluzione di MPF, quando un allarme è generato perché il numero di eventi anomali nello stesso punto eccede la soglia prevista, in aggiunta ai dati tecnici, verranno integrate nel dominio delle analisi anche le informazioni del file di log (altrimenti detto file di registro delle attività) contenenti il numero del treno, la linea ferroviaria, la posizione lungo essa, il chilometraggio del veicolo, ecc.

4. L'Internet of Things e la manutenzione predittiva ferroviaria: dalla raccolta del dato all'estrazione dell'informazione

Come fino ad ora descritto, la digitalizzazione garantisce prognosi affidabili per la manutenzione predittiva rendendo così guasti e interruzioni di servizio altamente improbabili. Grazie allo sviluppo verticalmente integrato di sensori IP, performance computazionali, *framework* di *big data* e *analytics*, il trasporto ferroviario è reso più puntuale, sicuro e redditizio. La contaminazione dell'*Operational Technology* con l'*Information Technology*, inoltre, ha creato le condizioni necessarie all'ascesa di un nuovo sistema in

10 seconds after open/close control, it could lead to the motor circuit failure; moreover, if the door close switch has been already activated and the door is not locked, it demonstrates a fail within the door subsystem. With a computational-based comparison among real time values and expected mean values, it is possible to analyze the deviations and to predict with a reasonable effectiveness what part of the subsystem is going to fail and when. In this way it is possible to identify anomalous conditions that will lead to recurrent faults providing additional external information such as correlation between fault and position. When the alert is generated because the number of anomalous events in the same location exceeds the scheduled threshold, in addition to the technical data, the log file will add information about the train number, the railway line, the position along the line, the train mileage and so forth.

4. The Internet of Things and railway predictive maintenance: from data collection to information extraction

As described so far, digitalization ensures reliable prognoses for predictive maintenance that make failures and disruptions highly improbable. Thanks to the vertically integrated development of IP smart sensors, computational performances, Big Data and analytics frameworks, the rail transport is made more punctual, cost-efficient and safer. The contamination of Operational Technology with the Information Technology created the conditions to arise a new framework where all data obtained as output from operational devices are collected, stored, normalized, and analyzed.

Once the data is created by the sensors (exogenous like related to the weather or the line, and endogenous directly connected to the train's subsystems), the flow required to convert raw data into useful information consists of four stages:

1) Data acquisition: is the process of gathering and measuring information from heterogeneous sources (e.g.: the different train's subsystems, railway line, weather, etc.), and related to targeted variables in an established systematic trend. In this way it is possible to capture quality evidence that then are translated into rich data analysis in order to build an effective and credible data set, avoiding overfitting phenomena (excessive adaptation of models just to specific observed data). The acquisition process requires a converged IT infrastructure per each train (including software, networking, server and storage), in order to:

- *collect and store the data produced by IP sensors and other external sources;*
- *perform a first data analysis in real time providing useful information to the driver about the route and the health of the systems;*
- *share, once arrived at the main station, through wireless connection, all the data acquired during the trip*

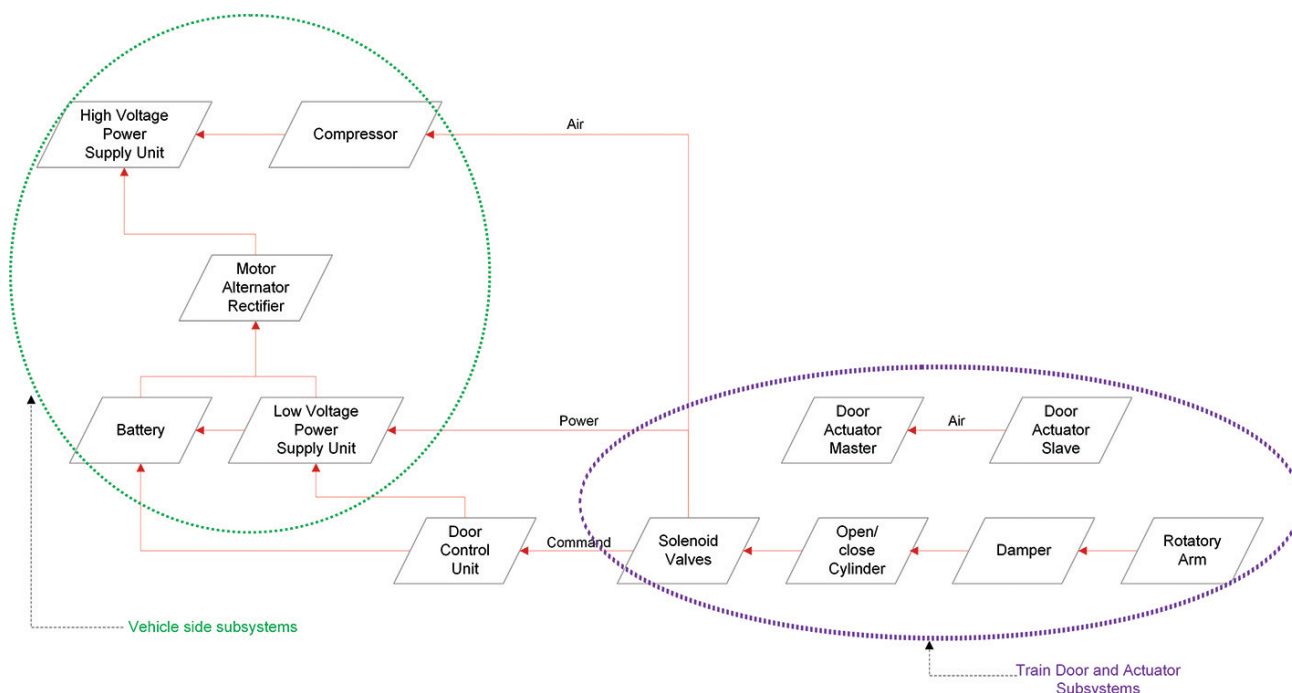


Fig. 2 - Modello semplificato del sottosistema porte.

Fig. 2 - A simplified model of the door subsystem.

cui tutte le informazioni ottenute come output da strumenti operativi vengono raccolte, registrate, normalizzate ed analizzate.

Una volta che i dati sono letti dai sensori (esogeni come quelli relativi alle condizioni climatiche o della linea, ed endogeni direttamente riferibili ai sottosistemi del treno), il flusso informativo volto a convertire i dati grezzi in informazioni utili consta di quattro fasi:

1) **Acquisizione dei dati:** è il processo di raccolta e misurazione delle informazioni da diverse fonti (ad esempio diversi sottosistemi del treno, linea ferroviaria, meteo, ecc.) e relativa a precise variabili acquisite secondo un trend sistematico e automatizzato. In questo modo è possibile raccogliere valori di grandezze efficaci che poi possano venir utilizzati in un'analisi dei dati volta a costruire un campione statisticamente rappresentativo, evitando fenomeni di *over-fitting* (eccessivo adattamento dei modelli ai dati osservati).

Il processo di acquisizione richiede, per ogni treno, una infrastruttura IT convergente (cioè comprensiva di *software*, *infrastrutture di rete*, *server* e *spazio disco*) al fine di:

- raccogliere e conservare le informazioni prodotte dai sensori IP ed altre fonti esterne;
- condurre una prima analisi dei dati in tempo reale fornendo informazioni utili al macchinista sul tragitto e sullo stato dei sistemi;
- condividere una volta arrivati alla stazione principale, attraverso un sistema senza fili, tutti i dati acquisiti durante il viaggio che saranno poi consolidati e processati attraverso appositi strumenti di ETL (*Extract*,

that will be consolidated and processed through data transformation tools (Extract, Transform, & Load – ETL);

To perform an effective data acquisition, it is fundamental to develop specific connectors able to interface with batch sources and real time flows, and to collect all these data into a data set that will be transferred to the normalized master data lake within the main Data Center (DC) of the railway service provider.

2) **Data transformation:** through visually interfaced data integration tools, it is possible to move data from many different sources, to aggregate and transform those to allow domain experts to analyze a heterogeneous set of data of any format, schema and type (data lake). In a good data integration tool, this mapping is depicted visually so it will be easy to follow the path of the data, and to understand precisely where each piece of data originates, how the data is processed or transformed as it passes through the system, and exactly where the transformed data is going. The data transformation and integration process provides standardized data in a format and a place where it is consumable from a maintenance life-cycle point of view. In this way, it is possible to build data lakes where, by coding the right algorithms, it is possible to extract information from raw data. The biggest part of data involved within the predictive maintenance processes are, nowadays, predominantly structured, and specifically time series, i.e. data sampled at specific frequency. Often this frequency is very high, and this leads to store huge amount of data, increasing difficulties to manage and analyze

Transform & Load- estrazione, trasformazione e caricamento dei dati).

Al fine di effettuare un'acquisizione dati efficace, è quindi fondamentale sviluppare specifici connettori in grado di interfacciarsi sia con fonti di dati *batch* (già processati) sia con flussi in tempo reale, e raccogliere tutte queste informazioni all'interno di un *data set* che sarà poi trasferito nel *master data lake* normalizzato all'interno del *Data Center* (DC) dell'operatore che eroga il servizio ferroviario.

2) Trasformazione dei dati: attraverso strumenti di integrazione dei dati con interfaccia grafica, è possibile trasferire misurazioni provenienti da diverse fonti per poi aggregarle e trasformarle al fine di consentire agli esperti di settore di analizzare un insieme di dati eterogenei e di diverso formato, schema e tipo (*data lake*). Uno strumento efficace di trasformazione dati utilizza un'interfaccia grafica intuitiva, così da rendere più semplice le correlazioni tra gli elementi del flusso di dati analizzati e comprendere precisamente dove abbia origine ogni singola informazione, come venga processata, e utilizzata in seguito alla sua trasformazione. La conversione delle informazioni ed il processo di integrazione generano dati standardizzati in un formato e in una collocazione che li rendano sfruttabili dal punto di vista della manutenzione. In questo modo è possibile costruire *data lake* che, analizzati attraverso la codificazione di opportuni algoritmi, consentano di estrarre le informazioni dai dati grezzi. Attualmente la maggior parte dei dati coinvolti nella manutenzione predittiva sono strutturati, e specificatamente *time series*, ovvero dati campionati con una frequenza definita. Spesso tale frequenza è molto elevata e questo conduce all'immagazzinamento d'ingenti quantità di dati, comportando difficoltà nella gestione e nell'analisi degli stessi, con l'aggiunta che una quota parte considerevole di tali dati sia poco rappresentativa ai fini statistici in quanto sostituibile con *trend* e cicli ricorrenti. Risulta quindi efficace utilizzare opportuni metodi matematici per ottenerne la riduzione pur mantenendo le informazioni intrinseche. Tra i metodi più efficaci si cita la trasformata discreta di Fourier (DFT) che è in grado di convertire una collezione finita di campioni di una funzione raccolti con frequenza nota, in una collezione di coefficienti di una combinazione lineare di sinusoidi complesse ordinate al crescere della frequenza [17]. In sostanza è possibile sostituire alla serie originale una combinazione lineare di seno e coseno mantenendo solo un numero ridotto di coefficienti iniziali. Un ulteriore aspetto da tenere in considerazione analizzando i *time series* riguarda l'identificazione di schemi ricorrenti e modelli predittivi. Tale identificazione può essere effettuata all'interno di una singola serie al fine di riconoscere andamenti anomali rispetto ai valori attesi, oppure computando diverse serie contemporaneamente per individuare quella *target* che rappresenterà una buona approssimazione dei valori di funzionamento previsti al trascorrere del tempo. Una volta identificata la serie *target*, utilizzando metodi *dynamic time warping* (DTW) è possibile misurare la distanza $\delta(t)$ tra le sequenze allineate ricevute in input dal sistema (per esempio da n treni in esercizio di una medesima flotta) rispetto alla serie *target* (figura 3).

those, with the additional concern that a big part of those data is not statistically representative and it could be replaced with trends and recurrent cycles. It has been demonstrated the effectiveness of opportune mathematical methods to reduce the dimension of those series, while maintaining the intrinsic information. Among the most effective methods, it will be cited the discrete Fourier transformation (DFT) that is able to convert a given collection of samples' function collected with known frequency in a collection of coefficients of linear combination of complex sinusoids sorted as frequency increases [17]. In essence, it is possible to replace the original series with a linear combination of sin and cos keeping just a reduced number of initial coefficient. An additional aspect to consider analyzing time series is the recognition of recurrent schemas and predictive models. This identification can be performed within a single series to recognize anomalous behaviors respect to the expected values, or as an alternative, analyzing more time series at the same time to identify the target time series that represent an effective approximation of the optimal operation values. Once identified the target time series, applying dynamic time warping (DTW) methods it is possible to measure the distance $\delta(t)$ between the aligned sequences received as input by the system (e.g.: from n trains in line belonging to the same fleet) with respect to the target time series that shows the expected optimum behavior (figure 3).

Let $\Psi_e(t)$ the expected value extracted by the target series, it can be higher or lower respect to the value really measured onboard in real time $\Psi_r(t)$; let $\varphi(t)$ the threshold, known a priori, that once overtaken certifies that the behavior of the asset can be considered as anomalous. Per each sampling time stamp, in order that the monitored subsystem runs with optimal operating conditions, it will be required to be satisfied the following inequation:

$$\delta(t) = |\Psi_e(t) - \Psi_r(t)| < \varphi(t)$$

Indeed, this phase addresses the problem of incoming and stored data in many different fragmented places and formats, standardizing them and creating "a common factor" to enable the analysis.

3) Data evaluation: this phase deals with both "short term" and "long term" analysis. The "short term" analysis is performed onboard and provides real time information to the driver about the running trip. On the other hand, the goal to achieve in the "long term" analysis is to provide an end-to-end view of the maintenance framework to make it more efficient, identify new patterns, and improve decision making and new future planning. Data scientists can analyze data and search for patterns that predict, for example, the circumstances in which a traction drive, an electronic door motor or a wheelset fails, and when wear or spontaneous error messages require attention. To achieve these results, gaining insights from data, it is pos-

Posto che il valore previsto assunto dalla funzione $\Psi_e(t)$ possa essere maggiore o minore rispetto a quello realmente misurato sul campo $\Psi_r(t)$, definito a priori il valore soglia $\varphi(t)$ al superamento del quale il comportamento del sottosistema monitorato possa essere considerato anomalo, per ogni *timestamp* di campionamento, affinché l'apparato operi in condizioni di esercizio ottimali, dovrà essere verificata la seguente disequazione:

$$\delta(t) = |\Psi_e(t) - \Psi_r(t)| < \varphi(t)$$

Questa fase affronta quindi il problema dei dati ricevuti e immagazzinati in database distinti e con formati differenti, uniformandoli e "portandoli a fattor comune" per poterli analizzare efficacemente.

3) Valutazione dei dati: questa fase riguarda le analisi a "breve" e "lungo termine". L'analisi a "breve termine" è effettuata a bordo treno e fornisce informazioni in tempo reale al conducente sul tragitto e sui parametri del moto. L'obiettivo di un'analisi "a medio-lungo termine", invece, è fornire una visione a trecentosessanta gradi del framework di manutenzione al fine di renderlo più efficace, identificare nuovi modelli predittivi, e ottimizzare le azioni manutentive da intraprendere proattivamente. I *data scientist* possono analizzare le informazioni e cercare modelli che prevedano, ad esempio, le circostanze per le quali un motore elettrico di trazione, o il *controller* di una porta vadano in *fault*, distinguendo, invece, segnali falsi positivi che in realtà non richiederebbero attenzione. Per ottenere questi risultati è possibile avvalersi di svariate competenze e tecnologie. Di seguito si riporta un elenco, a scopo prettamente illustrativo e non esaustivo, di potenziali tecniche utilizzabili per estrapolare informazioni dai dati:

- *descriptive analytics* (analisi descrittive): forniscono semplici analisi ed osservazioni sui dati mediante l'utilizzo di statistica inferenziale;
- *data mining* (estrazione di informazioni a partire da dati grezzi): analizza grandi quantità di dati eterogenei al fine di estrarre modelli e dipendenze interessanti precedentemente sconosciuti. Le più diffuse tecniche di *data mining* sono:
 - *anomaly detection* (rilevazione di anomalie): riguarda la scoperta di valori e grandezze che si discostano dal valore atteso o dai trend previsti. Ad esempio, come riportato in precedenza, se la corrente del motore delle porte non aumenta 10 secondi dopo il comando di apertura/chiusura, questo potrebbe segnalare un guasto al circuito del motore;

sibile to utilize several capabilities and technologies. Below is reported a list, intended to be illustrative and not restrictive, of potential techniques:

- *descriptive analytics*: provides simple summaries and observations about the data;
- *data mining*: it analyzes large quantities of data in order to extract previously unknown interesting patterns and dependencies. The most common key data mining techniques are:
 - *anomaly detection*: it deals with the discovery of records and patterns that are outside the norm. E.g.: if the door motor current has not increased 10 seconds after open/close control, it could lead to the motor circuit failure of the door system;
 - *association rules*: this method searches and tries to identify dependencies, relationships, links or sequences among variables in the data. E.g.: wheel bearings tend to fail under specific different conditions (external temperature, forces, wind speed and direction, hours of operations, mileage, singular points (GPS positions) within the track, etc.);
 - *clustering*: it groups together sets of objects that satisfy the same properties;
 - *classification*: correlates the new data points collected with the most appropriate set, by identifying the level of affiliation. E.g.: a vehicle can be classified as "old" or "new" according to the mileage;
 - *regression*: assesses the relationships among variables and calculates how much a variable changes when another variable is modified. E.g.: the brakes reduce their useful life faster in function of the

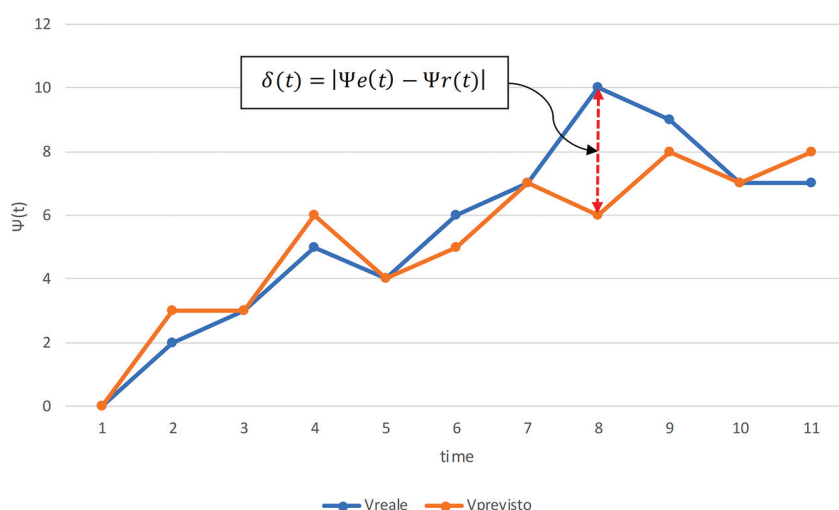


Fig. 3 - Analisi differenziale tra valori reali campionati e valori previsti estratti dal modello predittivo.

Fig. 3 - Differential analyses between real values sampled and expected values extracted by the predictive model.

- *association rules* (regole di associazione): ricercano e provano a identificare dipendenze, relazioni o collegamenti tra più variabili indipendenti presenti nella base dati. Ad esempio, i cuscinetti delle ruote tendono a subire danni in funzione di svariate condizioni specifiche (temperature esterne, forze inerziali, attriti, chilometraggio, punti specifici (posizioni GPS) lungo il tracciato, ecc.);
 - *clustering* (raggruppamento): raggruppa diversi insiemi di oggetti che soddisfino le medesime proprietà;
 - *classificazione*: mette in relazione i nuovi dati raccolti con il gruppo più affine identificandone il livello di correlazione. Ad esempio, un veicolo può essere classificato come “nuovo” o “vecchio” a seconda del chilometraggio;
 - *regressione*: è una tecnica usata per analizzare una serie di dati che consistono in una variabile dipendente e una o più variabili indipendenti. Lo scopo è stimare un'eventuale relazione funzionale esistente tra la variabile dipendente e le variabili indipendenti. Ad esempio, la vita utile dei freni si riduce più o meno velocemente al variare del tipo di tragitto e di come il macchinista conduca il treno.
 - *machine learning* (metodi di auto-apprendimento): consentono al software di apprendere le informazioni dai dati disponibili e da eventi passati, effettuando previsioni su tali basi. Ad esempio, quando iniziano a degradare le *performance* di un sottosistema del treno, si palesano diversi fattori scatenanti. La volta seguente in cui si presenteranno tali fattori, il *software* sarà già in grado di predire il malfunzionamento incipiente;
 - *simulazione*: abilita scenari *what-if* per specifici sottosistemi del treno e/o processi manutentivi. A titolo di esempio si cita la possibilità di valutare in che entità, a fronte di un utilizzo generalmente continuo, determinati sottosistemi potranno essere più o meno soggetti a malfunzionamenti;
 - *text mining* (estrapolazione di informazioni dal testo): è un sottogruppo del *data mining* in cui i dati sono composti da testi scritti. Rende possibile la comprensione e la conversione dal linguaggio umano a quello del calcolatore. Ad esempio, dai registri di manutenzione si potrebbe determinare se un operatore specifico avesse condotto determinate procedure tali da estendere o ridurre la vita utile del sottosistema oggetto di manutenzione;
 - *predictive analytics* (analisi predittive): al fine di prevedere esiti futuri si utilizzano le tecniche di *machine learning* e *data mining*. L'approccio olistico di sofisticati strumenti di analisi è utilizzato per sviluppare modelli e stime sul comportamento e la vita utile degli apparati.
 - *prescriptive analytics* (analisi prescrittive): aggiungono un sistema di gestione delle decisioni agli esiti dell'analisi predittiva al fine di allineare ed ottimizzare le azioni da intraprendere secondo la conoscenza dei do-

route and of the driver (the way in which she/he leads the train).
 - *machine learning*: *enables the software to learn from the data and predict accordingly. E.g.: when a train's subsystem fails, there are several factors that come into play. The next time those factors are evident, the software will predict the failure;*
 - *simulation*: *enables what-if scenarios for specific assets and/or processes. E.g.: in which way running specific components for a certain period of time will impact the likelihood of failure;*
 - *text mining*: *it is a subset of data mining, where data is composed by natural language texts. It enables the understanding of and alignment between computer and human languages. E.g.: from maintenance logs it is possible to determine that a specific operator performed specific operations which led to extended/reduced asset life;*
 - *predictive analytics*: *to predict future outcomes, it utilizes machine learning and data mining techniques. The holistic approach of sophisticated analytics tool is applied to develop models and estimations about the behavior and the useful life of assets;*
 - *prescriptive analytics*: *it adds a decision management framework to the predictive analytics outcomes in order to align and optimize decisions according to analytics and organizational domains knowledge. The goal to achieve is not just to identify when an asset fails, but also to suggest actions, and to show the implications of each decision option.*
- The data analysis can lead to prove a precise forecast about how long a component or a drive unit will continue to function under specific conditions. The analysis also determines, with greatest accuracy, which actions must be taken when a behavioral pattern registered by the data, and based on past experience, indicates that an acute failure can be expected in short time. To achieve these goals, it is fundamental to apply a holistic approach made by the implementation of advanced algorithms, knowledge of domain expert, and best practices.*
- 4) *Data visualization*: *once the data have been correlated and analyzed and new patterns have been discovered and validated, the visualization phase allows to the stakeholders to take actions accordingly. Within the data visualization types, the most common are the dashboards, infographics and balanced scorecards. Transforming data into meaningful and easy to understand information via some forms of visualization or reports can lead to the implementation of an effective Operational Intelligence (OI) strategy. To achieve these results, the data visualization system has to meet the following traits:*
- *useful*: *all the stakeholders (management, dispatchers, maintenance engineers) although with different aims, have to use the information on a regular basis and can*

mini tecnico e organizzativo. L'obiettivo non è solamente identificare il malfunzionamento di un *apparato*, ma anche suggerire le azioni da intraprendere, soppesando le implicazioni di ogni decisione.

L'analisi dei dati può portare ad effettuare previsioni di quanto a lungo un componente o un'unità continuerà a funzionare a fronte di specifiche condizioni. L'analisi determina anche, con ragionevole accuratezza, quali azioni dovrebbero essere intraprese qualora un modello di predizione basato su misurazioni in tempo reale e su esperienze passate, indicasse la probabilità che si verifichi un guasto nel breve termine. Per raggiungere questo obiettivo è fondamentale applicare un approccio olistico ottenibile implementando algoritmi avanzati, il *know-how* proprio dell'esperto di settore e l'impiego di metodologie manutentive basate sullo stato dell'arte.

4) Visualizzazione dei dati: una volta che i dati sono stati correlati ed analizzati e che nuovi modelli sono stati identificati e validati, la fase di visualizzazione permette di trasferire agli *stakeholder* (portatori di interesse) le informazioni necessarie affinché possano intraprendere i provvedimenti opportuni basandosi non solo sulla propria esperienza personale, ma anche su uno strumento di supporto alle decisioni. Tra gli strumenti per la visualizzazione dei dati vi sono le *dashboard* (cruscotti di dati), l'infografica e le *balanced scorecard* (schede di valutazione bilanciata). È importante notare che la trasformazione di dati grezzi in informazioni significative e facili da comprendere, attraverso l'impiego di *report* o forme grafiche, risulti fondamentale per l'implementazione di una strategia di *Operations Intelligence* (OI) efficace. Al fine di ottenere questi risultati il sistema di visualizzazione dei dati deve essere:

- utile: tutti gli *stakeholder* (il management, i manutentori e gli ingegneri), anche se con fini differenti, devono poter utilizzare regolarmente le informazioni e devono essere in grado di prendere decisioni rilevanti visualizzando in un unico cruscotto tutti gli indicatori rappresentativi; infatti spesso le diverse informazioni sono contenute in *data silos* differenti e memorizzate con formati eterogenei. Risulta quindi fondamentale costruire dei cruscotti capaci di integrare informazioni provenienti da diverse fonti, integrando solo quegli indicatori realmente utili in funzione delle responsabilità dei vari *stakeholder*;
- di facile utilizzo e di impatto visivo: non solo deve essere facile da usare, ma anche piacevole;
- efficace: i soggetti che lo utilizzano devono ottenere le informazioni che cercano velocemente e con facilità;
- scalabile: deve essere facile poterlo mantenere e modificare in futuro a fronte di esigenze di crescita delle variabili analizzate.

Il flusso informativo completo per trasformare i dati grezzi in informazioni utili e modelli di manutenzione è riportato in figura 4.

make relevant decisions by viewing all the insights they need in one place; in fact, often the different information are contained in different data silos and stored in heterogeneous formats. It is therefore essential to build dashboards capable of integrating information from different sources, integrating only those indicators that are really useful according to the responsibilities of the various stakeholders;

- *user friendly and visually appealing: it has to be not only easy to use, but also pleasurable to use;*
- *effective: stakeholders who use it should accomplish their goals quickly and easily;*
- *scalable: it has to be prone to accessibility and future maintenance and modifications.*

The end-to-end flow to transform raw data into useful insights and maintenance patterns is reported in figure 4.

5. The enabling IT

To deploy an effective predictive maintenance framework, it is not enough to identify and collect the right data, to calibrate the right models, and to build the appropriate algorithms. In addition to those elements discussed above, a robust IoT platform is required to collect and store a big amount of input raw data to convert into useful insights and information. This massive volume of data is rapidly growing and can be effectively administered also through relational databases and non-SQL databases. Only intensive parallel processing systems and In-Memory DBs are able to handle and analyze such huge volumes of data with complex algorithms.

There are different solutions that enable the Railway Predictive Maintenance from an IT infrastructure point of view. These solutions are designed to collect, store, manage, and analyze huge amount of heterogeneous data, and can be interfaced with in-memory platforms to perform real-time analysis of structured data. The central ecosystem (figure 5) can be constituted by Apache Hadoop, an open-source framework utilized to manage and process huge amount of data through commodity hardware and both distributed computational (Map Reduce) and storage (Hadoop Distributed File System) resources. Multiple data types from many sources (engine variables, bogies sensors, GPS position within the line, atmospheric data, etc.) may be ingested into the data lake built over the infrastructure, satisfying the requirement to run Hadoop and different other analytics suites across large, diverse data sets. Hadoop, thanks to its modular components, can perform comprehensive analysis of structured, semi-structured, and unstructured data, identifying predictive models and dependencies among data apparently not correlated, showing the results through highly customizable reports. In this way, it is possible to extract information from different independent data, whose correlation could

5. Le tecnologie IT abilitanti

Al fine di rendere efficace un sistema di manutenzione predittiva, però, non è sufficiente identificare e raccogliere i dati corretti per calibrare i giusti modelli e costruire gli algoritmi appropriati. In aggiunta a questi elementi è necessaria una robusta piattaforma IoT che abiliti la raccolta, l'immagazzinamento e la conversione di una grande quantità di dati grezzi in informazioni utili. Il volume di dati in ballo cresce rapidamente e deve essere gestito attraverso database sia relazionali che No-SQL. Al fine di governare ed analizzare un tale volume di dati con algoritmi complessi, non si può prescindere dall'implementazione di un sistema computazionale con risorse distribuite e dall'utilizzo di database *in-memory*.

Esistono diverse soluzioni verticali abilitanti la manutenzione predittiva ferroviaria dal punto di vista delle infrastrutture IT. Si tratta fondamentalmente di soluzioni progettate per immagazzinare, gestire ed analizzare raccolte di dati molto estese in termini di volume, varietà e velocità (*big data*), ed in grado di interfacciarsi con piattaforme *in-memory* per l'analisi in tempo reale dei dati strutturati.

L'ecosistema centrale (figura 5) può essere costituito da *Apache Hadoop*, un *framework software open-source* utilizzato per gestire e processare ingenti quantitativi di dati attraverso *commodity hardware* e risorse distribuite computazionali (*Map Reduce*) e di memorizzazione (*Hadoop Distributed File System*). Svartati tipi di dati provenienti da diverse fonti (variabili di stato del motore, sensori dei carrelli, posizioni GPS, dati atmosferici ecc.) potrebbero essere inglobati nel *data lake* costruito sull'infrastruttura, soddisfacendo così i requisiti per utilizzare *Hadoop* e le varie suite di *analytics*, costruendo un campione di dati eterogeneo e rappresentativo. *Hadoop*, grazie ai suoi diversi moduli, può svolgere analisi di dati strutturati e non, volte a identificare modelli e dipendenze su grandezze apparentemente non correlate, garantendo, inoltre, un'elevata personalizzazione della reportistica ottenuta a valle delle analisi.

In questo modo è possibile estrarre informazioni da dati indipendenti, la cui correlazione potrebbe fornire *insight* (approfondimenti) sulla salute dei diversi sottosistemi del treno, in funzione di condizioni al contorno dinamiche ed esogeneità variabili.

provide insights about the health of the different trains' subsystems, in function of dynamic border conditions and variable exogeneity. To maximize performance, data is automatically spread and balanced across the cluster's nodes, to guarantee the required scalability. This ecosystem is designed to analyze both structured data derived by IP sensors and unstructured data (usually bigger) and obtained by external sources not directly related to the train's diagnostic.

It is fundamental to dispose of appropriate computational capacity to deploy similarity analyses in real time including, simultaneously, as much time series as possible in order to obtain triggers and alarms during the phases of incipient malfunction of fleets along the lines. To be

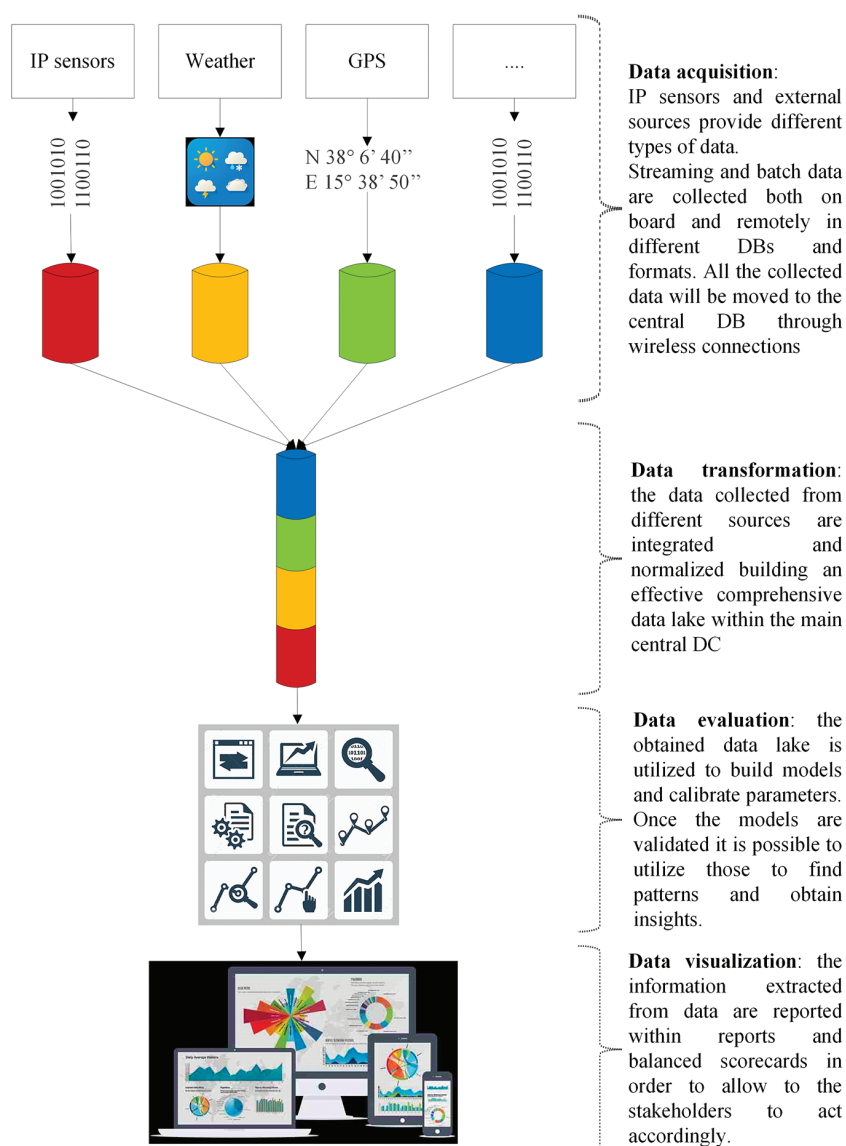


Fig. 4 - Il flusso di trasformazione dai dati grezzi alle informazioni utili.
Fig. 4 - The transformation flow from raw data into useful insights;

Per massimizzare le performance i dati vengono automaticamente spalmati e bilanciati tra gli elementi del *cluster* garantendo la scalabilità necessaria in funzione delle esigenze. Un ecosistema così progettato si presta ad analizzare sia dati strutturati provenienti da sensoristica IP, sia dati non strutturati di più grosse dimensioni e provenienti da fonti non direttamente legate alla diagnostica del treno.

Risulta fondamentale disporre di una capacità di calcolo tale da effettuare analisi in tempo reale e computando quante più sequenze di dati possibili simultaneamente, al fine di ottenere allarmi ed informazioni nelle fasi di mal-funzionamento incipiente. Per raggiungere tali obiettivi prestazionali non si può prescindere dall'utilizzo di soluzioni di analisi *in-memory*.

Esistono diverse piattaforme in grado di effettuare analisi su basi di dati contenute su memoria RAM (memoria ad accesso casuale), tra queste una particolarmente efficace, ed interfacciabile con l'ecosistema *Lumada*, è la soluzione HANA lanciata da SAP. Infatti, tale piattaforma consente di costruire un database *in-memory* in grado di estrarre informazioni in tempo reale da una vasta quantità di dati, anche provenienti da fonti eterogenee.

Contestualizzando, un intero treno, in funzione della diagnostica a bordo, potrebbe produrre fino a 500 MB di dati durante una giornata di servizio (25 GB se si considerasse anche il flusso dati della video sorveglianza a bordo). Nella figura 6 è riportato uno schema semplificato di soluzione convergente per SAP HANA in configurazione *Scale Out*. Al fine di semplificare la rappresentazione grafica, si è ipotizzato che le connessioni ISL siano già previste tra i vari *switch* accoppiati, così come, per semplicità, si evitano di riportare i collegamenti ridondati tra ogni singolo *switch* ed ogni singolo apparato ad esso attestato.

6. Il framework IoT Lumada

Per far fronte a tutte le necessità hardware e software descritte in precedenza, Hitachi ha sviluppato una architettura IoT componibile e verticalmente integrata, *Lumada*, in grado di consolidare tutti i componenti attraverso un unico *stack*. Il framework *Lumada*, infatti, è stato progettato per gestire il completo ciclo di vita di dispositivi e apparati di varia natura, misurandone le performance in tempo reale, creando insieme di dati storici statisticamente rappresentativi utili ad effettuare previsioni e ottimizzazioni di natura tecnica e finanziaria. La sua architettura, flessibile e modulare, grazie al rilascio di interfacce di programmazione pubbliche (*Application Programming Interfaces*, API), consente di implementare soluzioni di terze parti (proprietarie ed *open source*) anche già presenti presso il cliente, proteggendo quindi gli investimenti pregressi. *Lumada* si connette sia in *real time* che *batch* con dispositivi singoli, con flotte di apparati, anche se geograficamente distribuiti o in movimento. Grazie ai suoi tool di *data ingestion* è in grado di visualizzare i dati provenienti dagli apparati, memorizzarli su piattaforme *big data*, analizzarli con strumenti di intelligenza artificiale e *machine learning*, ed eseguire opportuni *work flow* a seguito degli *output* ottenuti, anche integrandosi con i sistemi informativi aziendali.

compliant with those achievements in terms of performance, it is necessary to utilize in-memory platforms.

There are different platforms within the marketplace able to perform analysis over random-access memory (RAM); one powerful option is represented by the HANA solution provided by SAP. In fact, this platform allows building an in-memory database able to extract real-time information from a huge amount of heterogeneous data.

To contextualize, an entire train, in function of the number of sensors installed, can produce up to 500 MB of data within one day of service (25 GB if are considered also the data flows coming from video surveillance systems onboard). In figure 6 is reported a simplified example of convergent solution for SAP HANA in Scale-Out configuration. To simplify the graphical representation, it has been considered that ISL connections are already present among the different couple of switches, and it is also graphically omitted the redundant links between each single switch and its correspondent device.

6. The IoT framework Lumada

To satisfy the hardware and software exigencies described above, Hitachi developed a vertically integrated composable IoT framework, Lumada, able to consolidate all the required components within a unique stack. Lumada, in fact, is designed to manage the entire life-cycle of different types of assets and devices, measuring real time performances, building statistically representative data set along the useful life of the asset, performing technical and financial forecasts and optimizations. Its modular and flexible architecture, thanks to public application programming interfaces (API), allow the implementation of third party solutions (both proprietary and open source) even if already installed within the customer's framework, allowing the preservation of previous investments. Lumada can establish both real time and batch connections with single devices, with fleet of assets, even if geographically spread or in movement. Thanks to its data ingestion tools it is able to visualize data coming from assets, store those on big data platforms, and analyze the entire data lake through AI and machine learning tools, acting specific workflow as response of achieved results, also integrating with corporate IT systems. The modular approach does not deal just with functions which are able to be integrated within the ecosystem, but also the scalability in terms of types and amount of monitorable devices, allowing to add/remove assets without affecting the global availability of the solution.

Lumada utilizes three basic concepts to interface and virtualize the assets:

1. Gateway: *it is a software that federates n devices that will be interfaced with Lumada. It is utilized when it is necessary to utilize a specific topology (spatial distribution of assets) or when the single devices to be*

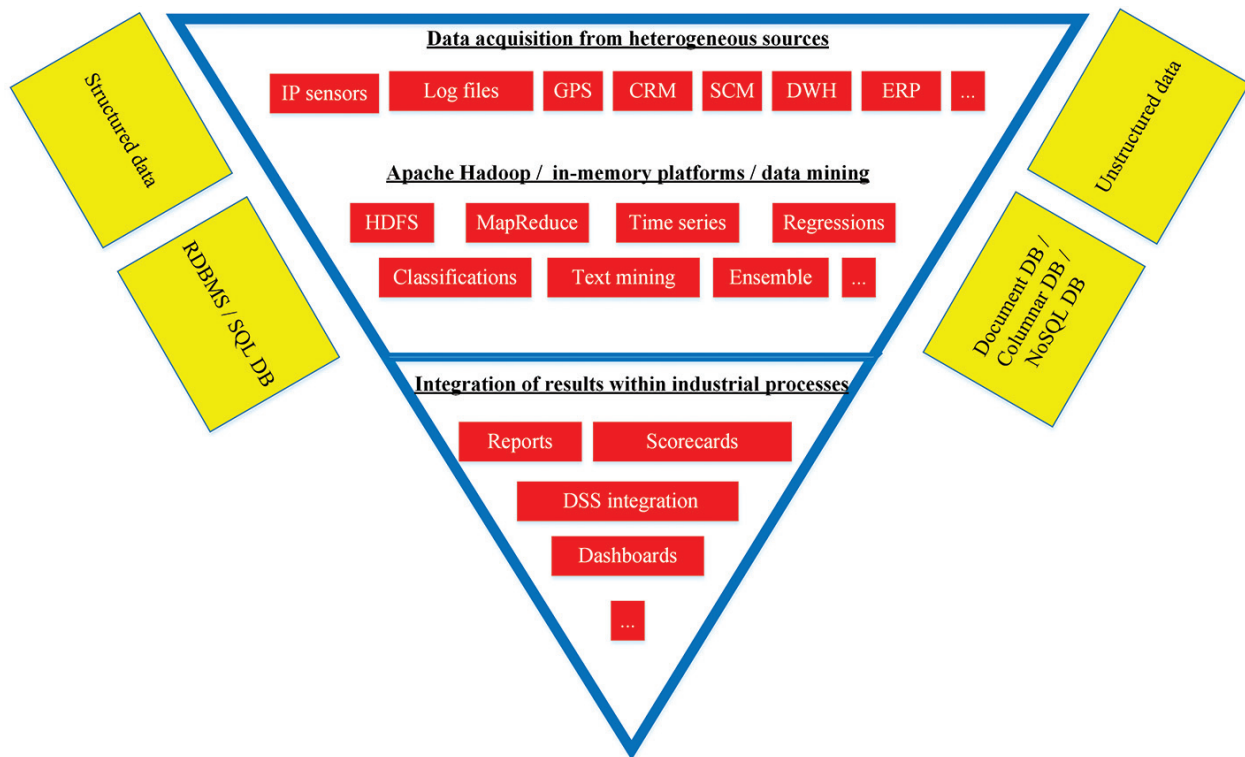


Fig. 5 - Ecosistema integrato Hadoop, piattaforma in-memory e data mining.
Fig. 5 - Hadoop integrated ecosystem, in-memory platform, and data mining.

L'approccio modulare non riguarda soltanto le funzionalità integrabili nell'ecosistema, ma anche la scalabilità in termini di tipologia e numero di apparati monitorabili, permettendo di aggiungere/rimuovere dispositivi senza incidere sull'operatività complessiva della soluzione.

Lumada usa tre concetti di base per virtualizzare i dispositivi al proprio interno:

1. *Gateway*: è un software che federa n dispositivi che poi verranno integrati in Lumada. Si utilizza o quando si vuole implementare una topologia particolare (distribuzione spaziale degli apparati) o quando i singoli apparati da integrare usano bus/protocolli diversi da quelli standard supportati. Per esempio, in ambito industriale, il gateway consente di connettersi al PLC (Controllore a Logica Programmabile, elabora i segnali provenienti da sensori e diretti agli attuatori presenti in un impianto), ai sistemi SCADA (rappresentano sistemi informatici distribuiti per il monitoraggio elettronico dei sistemi fisici), ad architetture OPC (protocollo di comunicazione machine-to-machine per l'automazione industriale), ecc.
2. *Asset avatar type*: rappresenta il *blueprint* che racchiude le caratteristiche digitali che verranno fornite da ogni apparato di quella specifica classe. L'*asset avatar type* costruito per una flotta di treni ad alta velocità, ad esempio, fornirà, specifici segnali a Lumada, e tali segnali saranno, in parte, diversi da quelli forniti dall'*asset avatar type* costruito per una flotta di metropolitane. Quindi

ingested utilize different bus/protocols from the standard supported. E.g.: within the industrial sector, the gateway allows to connect to PLC (an industrial digital computer which has been ruggedized and adapted for the control of manufacturing processes), to SCADA systems (is a control system architecture to interface to the process plant or machinery), and to OPC architectures (machine-to-machine protocol for industrial automation), etc.

2. *Asset avatar type*: it represents the blueprint that contains the digital features that will be provided by each single asset. The asset avatar type built for a fleet of high-speed trains, for instance, will provide specific signals to Lumada, and few of those will be different from the ones provided by the asset avatar type built for metro fleet. This element will teach Lumada about which values will receive as input from each type of asset and will allow performing corrections over entire fleets, just modifying the asset avatar type of that fleet.
3. *Asset avatar*: it represents the avatar of each device, is the digital twin that digitally reproduce the real machine that is necessary to map. Within the railway example, the asset avatar represents the single train that belongs to the specific fleet (asset avatar type). Each

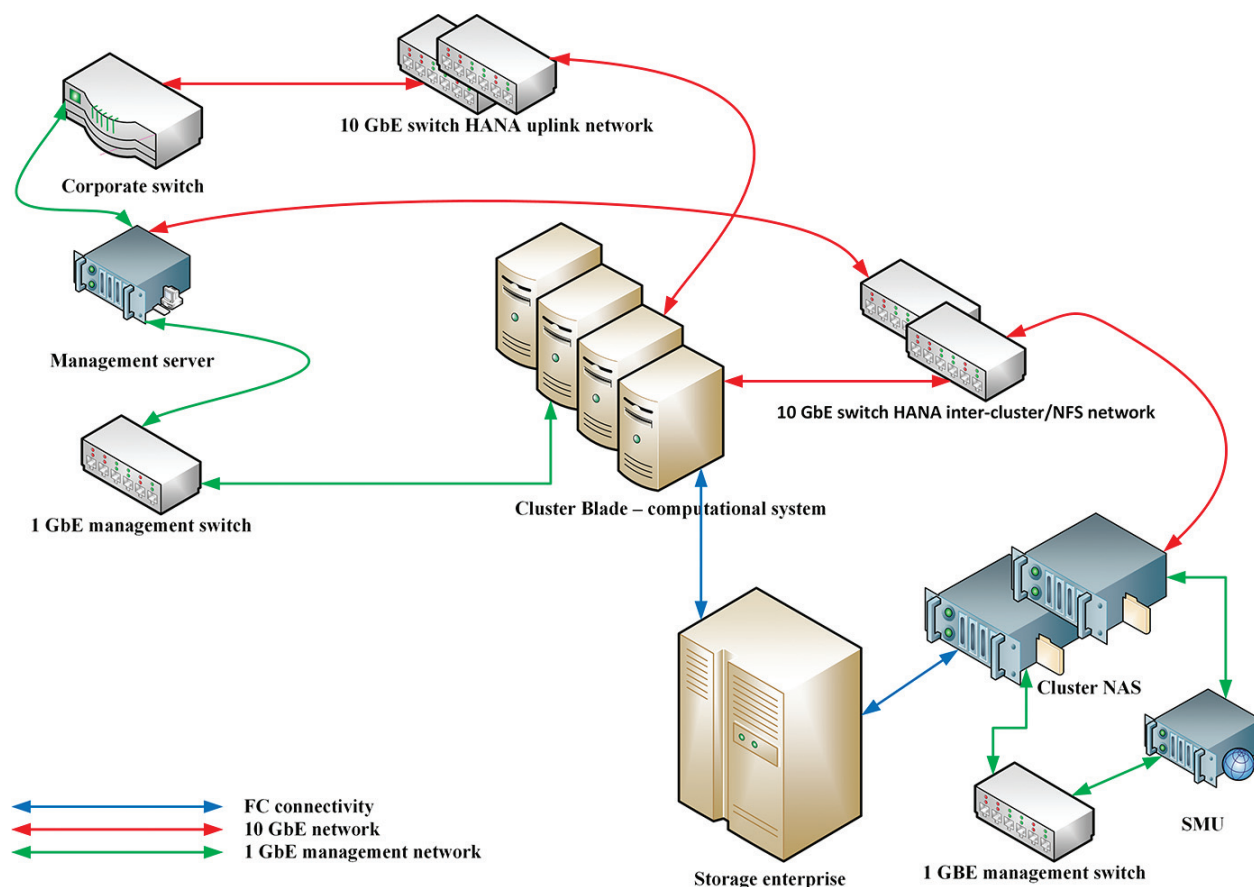


Fig. 6 - Schema semplificato di una soluzione convergente per SAP HANA in configurazione Scale-Out.
Fig. 6 - Simplified schema of convergent solution for SAP HANA in Scale-Out configuration.

questo elemento istruirà *Lumada* su quali valori riceverà in input da ogni tipologia di apparato e consentirà di effettuare correzioni su intere flotte di veicoli, semplicemente modificando l'*asset avatar* type di quella flotta.

3. *Asset avatar*: rappresenta l'avatar, il *digital twin*, che ricostruisce digitalmente il dispositivo reale che si intende mappare. Nell'esempio ferroviario, l'*asset avatar* rappresenta il singolo treno che appartiene alla specifica flotta (*asset avatar type*). Ogni *asset avatar* fornisce indicazioni sullo stato di funzionamento dell'apparato cui si riferisce, è in grado di inizializzare algoritmi specifici a fronte del verificarsi di determinate soglie, e può mettere in relazione le variabili monitorate con sistemi ERP (Enterprise Resource Planning, sistema di gestione che integra tutti i processi di business rilevanti di un'azienda [15]).

L'ecosistema *Lumada* è costituito da quattro moduli distinti che, mutuamente vincolati, consentono di gestire l'intero flusso *end-to-end* dalla raccolta del dato all'attivazione di azioni correttive (figura 7).

Di seguito si riporta una breve descrizione per ogni modulo:

asset avatar provides indications on the functioning state of the apparatus to which it refers, it is able to initialize specific algorithms against the occurrence of certain thresholds, and can relate the variables monitored with ERP systems (Enterprise Resource Planning, management system that integrates all the relevant business processes of a company [15]).

The *Lumada* ecosystem can be described through four distinct modules that, mutually constrained, allow managing the entire end-to-end flow from data collection to activation of corrective actions (figure 7). Below is reported a brief description for each module:

1. *Edge*: it is a tool that enable data collection from heterogeneous sources and with different formats working as an ETL gateway (Extract, Transform, & Load) that acquires, normalizes, and transfers data from spatially distributed devices to the central database of the Core module. In addition, *Edge* is able to provide computing resources at local level to filter and prioritize received data, perform data streaming analysis reducing latency and optimizing network load for data transfer from "periphery" to "center". Being a scalable

1. *Edge*: si tratta di uno strumento in grado di abilitare la raccolta dati da sorgenti eterogenee e con formati differenti lavorando a tutti gli effetti come un *gateway ETL* (*Extract, Transform, & Load*) che acquisisce, normalizza, e trasferisce i dati dagli apparati distribuiti nello spazio verso il database centrale del modulo *Core*. In aggiunta, *Edge* è in grado di fornire risorse di calcolo locali per filtrare e priorizzare i dati ricevuti, effettuare analisi di *streaming data* riducendo la latenza e ottimizzando il carico di rete per il trasferimento dati dalla “periferia” al “centro”. Essendo una soluzione scalabile in *cluster*, consente anche l’implementazione di *Fog Computing*, ovvero un’architettura orizzontale, a livello di sistema, utile a distribuire senza soluzione di continuità risorse e servizi di calcolo, immagazzinamento di dati, controllo e funzionalità di rete sull’infrastruttura che connette il *Cloud all’Internet delle Cose (IoT)* [16]. L’*Appliance Edge* è in grado, grazie ai suoi strumenti per gli sviluppatori (*Software Developments Kits, SDKs*), di mettere a fattor comune diversi silos di dati ad oggi indipendenti e disgiunti, abilitando l’implementazione di analisi basate su intelligenza artificiale e *machine learning*.
2. *Core*: rappresenta il nucleo centrale del framework, riceve i dati dai sensori o dagli *Edge* e li memorizza in appositi database al fine di abilitare la costruzione di campioni statisticamente rappresentativi che verranno poi analizzati nel modulo *Analytics*. Inoltre, nel *Core* vengono espletate tutte le attività di gestione delle identità e degli accessi, conservando appositi registri per ogni apparato interfacciato, garantendo quindi la sicurezza logica dell’intero ecosistema. Il modulo *Core* si occupa anche di memorizzare, visualizzare ed esportare attraverso apposite API (connettori sviluppabili *ad hoc*) gli *asset avatar* degli apparati monitorati verso applicativi anche di terze parti, rendendo così l’intero ecosistema “aperto” e non *vendor lock-in*. Inoltre, riesce a comunicare con i vari dispositivi monitorati, implementandone modifiche alle configurazioni in funzione delle analisi effettuate. Tali automatismi espletati dal *Core* facilitano la gestione di flotte anche di grandi dimensioni, replicando simultaneamente, in automatico, le nuove impostazioni evitando complesse e laboriose attività manuali.
3. *Analytics*: questo modulo del framework fornisce tutte le funzionalità necessarie per fronteggiare le complessità dovute all’analisi e alla gestione di ingenti quantitativi di dati eterogenei e multi sorgente che arrivano costantemente da sensori, macchine, ed altri apparati connessi a Internet. Per le attività di gestione dei dati, *Lumada* può utilizzare, tra le varie soluzioni, anche *Pentaho*, suite di *analytics* che fa da *orchestrator* per la parte di ETL, *Big Data ingestion*, *MapReduce management*, *data analytics* e *data visualization*. Il modulo *Data Integration (PDI)*, ad esempio, consente di integrare, raffinare e correlare tipologie di dati differenti anche multi sorgente, utilizzando la console nativa oppure integrando modelli costruiti in *R*, *Python* o *Weka*. Grazie all’interfaccia grafica “*drag&drop*”, *PDI* elimina la necessità di scrivere codice, riducendo la complessità e aumentando la produttività cluster solution, it also allows the implementation of *Fog Computing* that is a horizontal, system-level architecture that distributes computing, storage, control and networking functions closer to the users along a cloud-to-thing continuum [16]. The *Edge appliance* is able, thanks to its tools for developers (*Software Developments Kits, SDKs*), to bring together different silos of independent and disjointed data, enabling the implementation of analysis based on artificial intelligence and machine learning.
2. *Core*: represents the kernel of the framework, receives the data from the sensors or the *Edge* and stores them in specific databases in order to enable the construction of statistically representative samples that will then be analyzed in the *Analytics* module. Moreover, all the identity and access management activities are carried out in the *Core*, keeping special registers for each interfaced device, thus ensuring the logical security of the entire ecosystem. The *Core* module also takes care of storing, displaying and exporting the asset avatar of the devices monitored also to third-party applications, through special APIs (connectors that can be developed *ad hoc*), thus making the whole ecosystem “open” and not *vendor lock-in*. It also manages to communicate with the various monitored devices, implementing changes to the configurations according to the analysis performed. These automatisms carried out by the *Core* facilitate the management of large fleets, simultaneously and automatically replicating the new settings avoiding complex and laborious manual tasks.
3. *Analytics*: this module of the framework provides all the features necessary to face the complexities related to the analysis and management of large quantities of heterogeneous and multi-sources data that constantly come from sensors, machines, and other devices connected to the Internet. To perform all the activities related to data management, *Lumada* can utilize, among the diverse solutions also *Pentaho*, suite of analytics that act as an orchestrator for ETL, big data ingestion, Map Reduce management, data analytics & visualization. *Pentaho Data Integration (PDI)* module, for instance, allows to integrate refine, and correlate diverse types of data even multi source, utilizing its own native console, or integrating models built in *R*, *Python*, *Weka*, and so on. Thanks to the visual interface “*drag&drop*”, *PDI* removes the need to write code, reducing complexity and increasing data scientists’ productivity during the ETL phases, within the activities of analysis and results visualization, during the interfacing with *Hadoop* and *Spark* distributions, with *SQL* and *NoSQL* databases, and during the export of data toward in-memory platforms. Based on open source framework with a big community of developers worldwide, *Pentaho* represents a continuous evolving solution constantly aligned to the new and

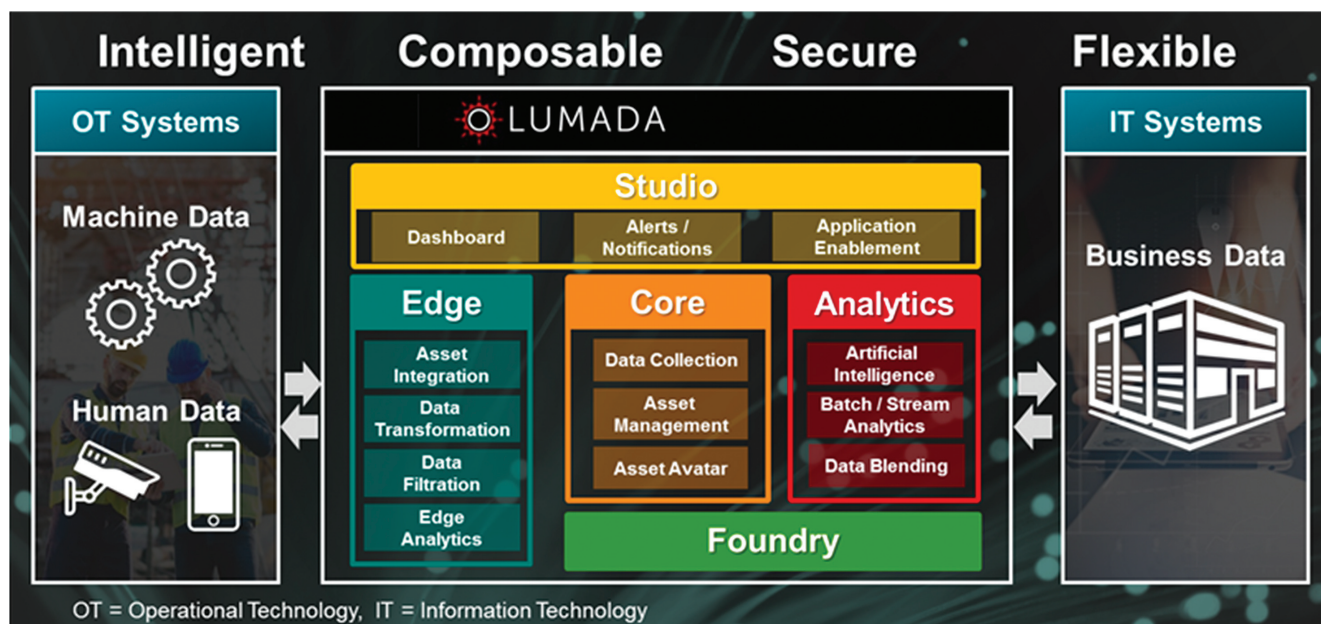


Fig. 7 - L'architettura concettuale del framework Lumada.

Fig. 7 - The Lumada's framework conceptual architecture.

dei *data scientist* nelle fasi di ETL, nelle attività di analisi e visualizzazione dei risultati, così come nelle operazioni di interfacciamento con distribuzioni *Hadoop* e *Spark*, con database relazionali e non, e verso piattaforme *in-memory*. Basato su un *framework open source* con una grandissima comunità di sviluppatori alle spalle, rappresenta una soluzione in continua evoluzione allineandosi alle mutevoli esigenze del mercato. *Pentaho* garantisce grande compatibilità con sorgenti di dati eterogenei e con gli applicativi proprietari più diffusi.

4. Studio: il modulo Studio può utilizzare diverse soluzioni in funzione delle esigenze del cliente, e garantisce le funzionalità di *front end* inerenti alla visualizzazione dei risultati delle analisi e l'attivazione di specifici *work-flow* a fronte del raggiungimento delle soglie impostate. Studio, anche utilizzando *Pentaho BA*, consente di creare diversi cruscotti informativi aggiornati in tempo reale in funzione dei vari portatori di interesse: il *top management* visualizzerà una serie di indicatori diversi rispetto agli ingegneri che, a loro volta, avranno accesso ad informazioni distinte rispetto a quelle degli operai in linea, ecc. Oltre a visualizzare i vari cruscotti anche in mobilità, Studio è in grado di interfacciarsi sia in *input* che in *output* con i sistemi gestionali aziendali, integrando ed indicizzando anche dati non strutturati.

Sottosistemi, dispositivi e apparati possono interagire con Lumada utilizzando sia il protocollo HTTP (HyperText Transfer Protocol, protocollo di trasferimento di un ipertesto) attraverso l'architettura REST (REpresentation State Transfer), sia altri protocolli "binari" che hanno un *pattern* diverso, noto come *publish/subscribe*; tra questi si citano:

- MQTT (Message Queue Telemetry Transport): nato per soddisfare esigenze telemetriche, molto leggero ed affi-

mutable marketplace's exigencies. It guarantees deep compatibility with sources of heterogeneous data and with the most diffused proprietary applications.

4. Studio: *this module, that can be deployed utilizing different solutions in function of the customer's exigencies, guarantees front-end functions related to the display of analysis results and the activation of specific workflows in function of exceeding thresholds. Studio, also utilizing Pentaho BA, allows creating several dashboards updated in real time according to the various stakeholders: the top management will visualize a series of different indicators compared to the ones dedicated to the engineers who, consequently, will have access to distinct information from those of the operative workers, etc. In addition, Studio is able to interface both in input and in output with the company management systems, integrating and indexing even unstructured data, showing the various dashboards even in cloud.*

Subsystems, devices, and assets can interact with Lumada utilizing both the HTTP protocol through the REST (REpresentation State Transfer) architecture, and other "binary" protocols with a different pattern, known as publish/subscribe; among those, there are:

- MQTT (Message Queue Telemetry Transport): *designed to satisfy telemetry exigencies, it is very light and affordable (with three different levels of QoS), above all over networks with low connectivity performance and stability.*
- AMQP (Advanced Message Queueing Protocol): *developed predominantly for "server to server" connec-*

dabile (garantisce tre livelli differenti di qualità del servizio) soprattutto su reti non perfette in termini di stabilità della connessione.

- AMQP (*Advanced Message Queuing Protocol*): sviluppato prevalentemente per la connessione “server to server” e quindi per sistemi *enterprise*, è più “pesante” di MQTT ma supporta numerosissimi pattern differenti.

Grazie ad un modulo di *cyber security* ingegnerizzato *ad hoc*, tutte le comunicazioni tra i vari *layer* del *framework*, tra questi e gli *apparati* distribuiti da monitorare, così come tutte le connessioni con gli utenti finali sono protette da avanzati strumenti di crittografia. Il *framework* Lumada fornisce tutto il necessario per costruire la piattaforma IoT disegnata su misura per indirizzare tutte le necessità del cliente, utilizzando tecnologia sia proprietaria Hitachi che di terze parti, al fine di costruire una soluzione verticalmente integrata e allineata alle esigenze di progetto.

Hitachi fornisce, quindi, anche le conoscenze di dominio per guidare gli *stakeholder* nella definizione delle specifiche tecniche, nell'ottimizzazione dei processi industriali e nel ciclo *end-to-end* della creazione del valore.

Tra le funzionalità globali erogabili, a titolo esemplificativo ma non esaustivo, si citano:

- integrazione di applicativi anche terze parti;
- implementazione di diversi *bus* di comunicazione;
- costruzione del data lake;
- *analytics*;
- ETL;
- *complex event processing*;
- analisi dei flussi dati in tempo reale e *batch*;
- estrazione di algoritmi predittivi con possibilità di interfacciarsi verso piattaforme *in-memory*;
- esecuzione di *workflow* a fronte di soglie o cicli iterativi;
- costruzione di *avatar* per digitalizzare gli apparati produttivi reali;
- gestione di metadati aggiuntivi;
- gestione dell'intero ciclo di vita del dispositivo;
- *predictive quality*;
- implementazione di scenari *what-if*;
- *charge back* e ripartizione dei costi secondo *Activity-Based Costing* (ABC).

La customizzazione di Lumada abilita la realizzazione un *framework* di manutenzione predittiva ferroviaria che integri le competenze di dominio con le tecnologie abilitanti i *predictive analytics* ed i sistemi automatizzati di supporto alle decisioni. Tale *framework* consente di interfacciarsi in tempo reale con le flotte dei treni in esercizio, memorizzando eventi, segnali diagnostici e contatori. In questo modo sarà possibile costruire un *data set* multi sorgente che sia statisticamente rappresentativo e abiliti l'estrazione di modelli predittivi al fine di effettuare le operazioni manu-

tion for enterprise systems, it is heavier than MQTT, but it supports many different additional patterns.

Using a cyber-security module designed ad hoc, all the communications among the different framework's layers, among those and the distributed assets to be monitored, and also all the connections with the end users are protected by advanced encryption tools. The Lumada framework provides everything needed to build a tailor-made IoT platform to address all customer needs, using both proprietary Hitachi and third-party technologies, to build a vertically integrated solution that aligns with project needs.

Hitachi does not provide just the technology, but also the domain knowledge to advise the involved stakeholders in defining technical specs, in industrial processes optimization, and within the end-to-end cycle of value creation.

Below is reported a list, intended to be illustrative and not limiting, of global functionalities deployable:

- *integration with third party applications;*
- *implementation of different communication buses;*
- *data lake creation;*
- *analytics;*
- *ETL;*
- *complex event processing;*
- *real time and batch analysis;*
- *extraction of predictive models (algorithms) with the possibility to interface in-memory platforms;*
- *workflow execution in function of thresholds and iterative cycles;*
- *digital twin (avatar) construction to digitalize real assets;*
- *management of additional metadata;*
- *management of entire asset's life-cycle;*
- *predictive quality;*
- *implementation of what-if scenarios;*
- *chargeback and cost splitting according to activity-based costing (ABC).*

Through the Lumada customization, it is going forward the construction of a framework for railway predictive maintenance that integrates domain competencies with technologies enabling predictive analytics and automated decisions support systems. This framework is able to interface in real time with the fleet of trains along the lines, collecting events, diagnostic signals, and counters. This will allow the construction of a multi-source and statistically representative data lake that enables the extraction of predictive models to perform just-in-time/in-case maintenance operations, increasing the trains' availability reducing potential inefficiencies. In parallel

tentive in logica *just-in-time/in-case*, aumentando sensibilmente la disponibilità dei treni in linea ed eliminando eventuali "sacche" di inefficienza. In parallelo a questa prima fase, a seguito di un importante progetto di *digital transformation* delle linee produttive, Hitachi sta lavorando per mappare i propri processi produttivi ed integrare al *data lake* della manutenzione predittiva anche i dati inerenti alla progettazione, alla produzione, ed al collaudo dei vari *asset*. In questo modo, grazie alla serializzazione degli *apparati*, sarà possibile ricostruire digitalmente tutto il flusso produttivo *end-to-end*, abilitando *root-cause analysis*, reingegnerizzazione dei processi e/o dei prodotti, ribaltamento dei costi seguendo una metodologia *activity-based*, estraendo quindi informazioni tecniche ed economiche atte ad incrementare indicatori sia di efficienza che di efficacia.

Lumada rappresenta il denominatore comune abilitante i progetti inerenti alla manutenzione predittiva ferroviaria e lo *smart manufacturing* (figura 8), mettendo in relazione sorgenti di dati differenti, anche in tempo reale, estraendo informazioni e generando valore.

I vantaggi di tali soluzioni saranno usufruibili sia in *cloud* che *on-premises*, e potranno anche essere proposti *as-a-service* per tutte quelle realtà che, non disponendo della massa critica necessaria ad ingegnerizzare una soluzione così complessa, potranno comunque trarne giovamento mediante l'utilizzo a servizio.

7. Manutenzione predittiva ferroviaria: nuovi scenari di business

Efficaci soluzioni di manutenzione predittiva possono avere un impatto positivo sul business ferroviario e, allo stesso tempo, rivoluzionare gli approcci manutentivi.

Un sistema di MPF efficace può influenzare positivamente i ricavi e i costi, apportando miglioramenti sia in termini di efficienza che di efficacia. Dal punto di vista dei costi lungo il ciclo di vita, è possibile ottenere i seguenti risultati:

- ridurre le esigenze di riserve operative e i relativi costi: tipicamente è richiesta una riserva operativa variabile dal 5% al 15% dell'intera flotta da impiegare come scorta in caso di guasti. Attraverso una strategia di MPF è possibile ottimizzare la manutenzione del parco veicoli prevedendo quando un componente potrebbe guastarsi. Le interruzioni non pianificate al servizio vengono così ridotte drasticamente permettendo di ridurre il numero di treni tenuti a disposizione per fronteggiare potenziali disservizi. Questo si traduce in un duplice risparmio sia sul *Capital Expenditure* (CAPEX, spese per il capitale) sia sull'*Operational Expenditure* (OPEX, spese operative);
- estendere la vita utile degli apparati: la MPF consente di programmare la sostituzione dei componenti quando sono prossimi al guasto e non solo quando suggerito convenzionalmente dai manuali tecnici, riducendo le spese per l'acquisto di ricambi e ottimizzando i costi di utilizzo delle squadre manutentive.

with this first phase, proceeding with an important digital transformation project within the production chains, Hitachi is working to map the production processes to integrate to the predictive maintenance data lake also additional data related to design of subsystems, their production, and the tests performed to certify the compliance. Thanks to the asset serialization it will be possible to build digital representation of all the processes within the entire lead cycle, enabling root-cause analysis, process and product re-engineering, charge back policies, extracting technical and economic information useful to increase efficiency and effectiveness KPIs.

Lumada represents the common denominator to enable the two projects (figure 8), blending different sources of data, also in real time, extracting information and generating value.

Those solutions can be delivered both on cloud and on premises, and could be proposed also as-a-service to address the financial exigencies of small and medium enterprises that can prefer an OPEX investment in function of the real utilization of the resources.

7. Railway predictive maintenance: new scenarios of business

Affordable Railway Predictive Maintenance solutions can positively influence the rail business, while completely transforming the maintenance landscape.

An effective RPM framework can positively influence both revenues and costs, achieving efficiency and effectiveness improvements. For what concerns the costs, it is possible to obtain the following results:

- *reducing the exigencies for operational reserves and related costs: train fleets typically need an operational reserve from 5% to 15% as back up in case of operational failure. Through a RPM framework it is possible to optimize the rolling stock maintenance by predicting when a component will fail. Unplanned outages of rolling stock are minimized, so fewer trains need to be kept on standby. This leads savings on both Capital Expenditure (CAPEX) and Operational Expenditure (OPEX);*
- *extending the useful life of the assets: RPM allows to replace the components when they are close to failure and not when the manual suggests. This means expensive components are used optimally, reducing the spending on parts, and minimizing labor costs related to maintenance.*

RPM can also increase the revenues related to the railway service operators, achieving the following objectives:

- *moving trains from operational reserve to the line: mitigating the risk of serious outages, it is possible to utilize trains that before were kept as back up, to run new services and consequently increasing the number of tickets sellable per day without additional CAPEX;*

La MPF può anche aumentare i ricavi degli operatori di trasporto su ferro, ottenendo i seguenti risultati:

- impiegare i treni di scorta per erogare servizi operativi: una volta mitigato il rischio di interruzioni di guasti in linea, è possibile utilizzare i treni precedentemente tenuti come riserve per effettuare nuove corse, aumentando, così, il numero di biglietti giornalmente vendibili senza ulteriori costi CAPEX per l'acquisto di nuovi rotabili.
- attrarre domanda proveniente da altri modi di trasporto: un alto grado di affidabilità rende l'operatore ferroviario più attraente per il consumatore, permettendo quindi di attrarre passeggeri che avrebbero utilizzato altri modi di trasporto; ad esempio il treno ad alta velocità risulta più attrattivo rispetto all'aereo per tratte fino a 700km.

Investire in un sistema di MPF potrebbe essere interessante sia per i produttori ferroviari che per gli operatori di trasporto. Trenitalia può arrivare a spendere in media 1,3 miliardi di Euro all'anno solamente per le operazioni di manutenzione di primo e secondo livello [18]. Risulta quindi interessante quantificare il risparmio ottenibile attraverso una efficace strategia di MP.

È possibile prendere in considerazione tre scenari (tabella 1): il caso migliore, il caso peggiore e quello più probabile. Nel primo scenario, il raggiungimento di un risparmio potenziale del 5% sull'intera spesa, consentirebbe di risparmiare 65 milioni di Euro nell'intero anno fiscale. Nel caso peggiore, invece, con un risparmio del solo 1% rispetto allo scenario attuale, sarebbe possibile ottenere un risparmio di 13 milioni di Euro all'anno. In fine, qualo-

- *attracting demand from other modes of transportation: achieving a high degree of reliability allows the railway operators to be more attractive at customers' eyes, and to intercept new flows of passengers from other modes (e.g.: airplane, for trips up to 700 km).*

Investing in RPM could be interesting for both railway manufacturers and service operators. Trenitalia can spend an average of 1.3 billion Euros per year just for first and second level maintenance [18]. Therefore, it is interesting to assess which is the amount of savings achievable through an effective PM strategy. It is possible to consider three scenarios (table 1): best, worst, and most likely. In the first case, achieving a potential saving of 5% of the entire spending, it will allow to keep 65 million Euros within an entire fiscal year. In the worst case, with a saving of just 1% of the as-is scenario, it is possible to achieve 13 million Euros per year. Finally, a most likely scenario, could lead to save up to 3% of actual spending, reaching a saving of 39 million Euros per year.

It goes without saying that in all the cases the initial investment can be amortized in few years, generating positive cash flow in terms of cost savings, optimizations, and new demand attracted from others means of transportation. The Payback Period (PP) has a key role in order to let the RPM project feasible and attractive.

There are already different partnerships around the world between IoT companies, railway manufacturers, and railway service operators that led to the implementa-

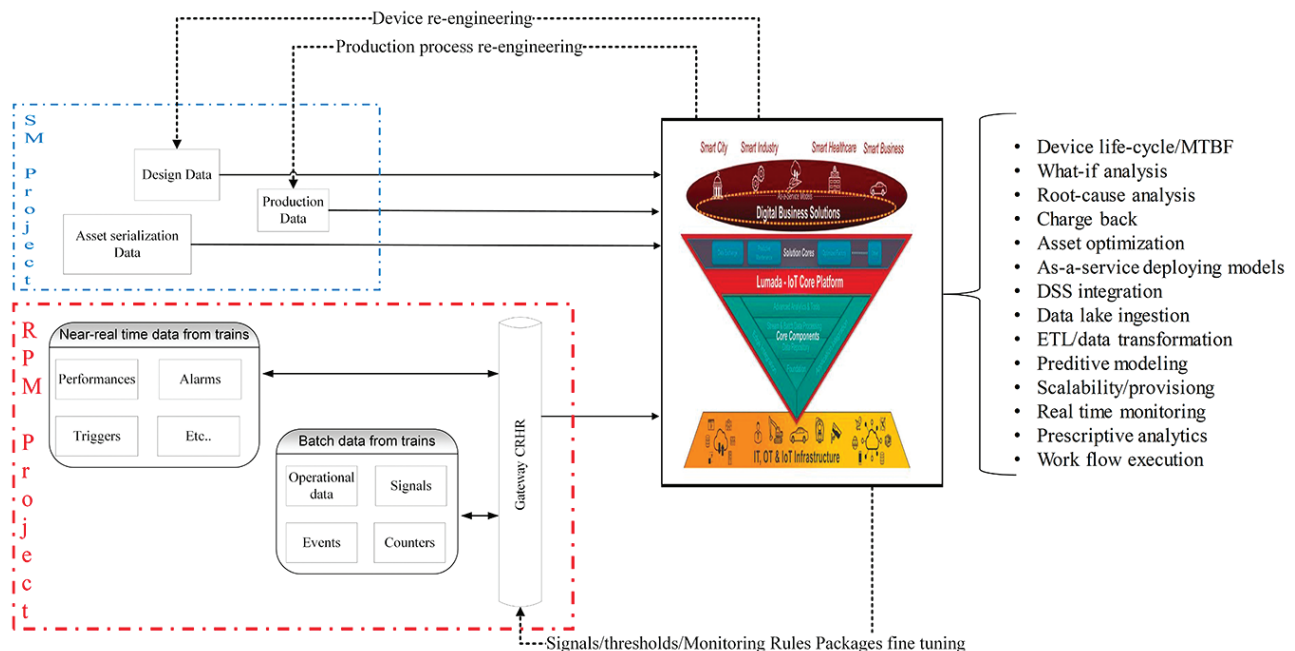


Fig. 8 - Lumada come framework comune per i progetti di manutenzione predittiva e smart manufacturing.
Fig. 8 - Lumada as common framework for both projects, predictive maintenance and smart manufacturing.

ra si verificasse l'ipotesi più probabile, si potrebbe arrivare a riduzioni del 3% della spesa effettiva, raggiungendo così un risparmio di 39 milioni di Euro all'anno.

È evidente che in tutti gli scenari l'investimento iniziale potrebbe essere ammortizzato in pochi anni, generando così un flusso di cassa positivo in termini di risparmi di costo, ottimizzazioni e ulteriore fatturato derivante da nuova clientela proveniente da altri modi di trasporto. Il *payback period* (PP, periodo di recupero dell'investimento) ha un ruolo importante al fine di rendere il progetto di MPF attrattivo e sostenibile.

Nel settore ferroviario ci sono già diverse collaborazioni in atto tra società IT, produttori ferroviari e operatori di esercizio che hanno contribuito a implementare con successo scenari di MPF. Tra i casi di successo se ne cita uno di particolare interesse perché include molti tra gli elementi positivi analizzati precedentemente. Lo scenario riguarda due grandi città a circa 700 km di distanza. Prima dell'implementazione di una linea ferroviaria ad alta velocità e del sistema di MPF, il tempo di percorrenza medio di un viaggio di sola andata era di 5.5 ore, e il totale dei passeggeri ad usufruirne era di quasi 800.000 all'anno. Nello stesso periodo, le linee aeree erano in grado di coprire la stessa rotta in 1.4 ore più il tempo necessario per il *check-in* e i controlli di sicurezza, servendo l'80% del mercato, nonostante tale opzione fosse la più costosa. È importante sottolineare come la rotta tra le due città rientrasse tra le più trafficate al mondo.

Una volta inaugurata la linea ad alta velocità, l'operatore ferroviario è stato in grado di ridurre sensibilmente il tempo di percorrenza, riducendolo a 2.5 ore, rendendolo così comparabile al viaggio aereo, e quindi, dando ai passeggeri una reale possibilità di scelta. Al fine di puntare ad attrarre la clientela aerea, l'operatore ferroviario ha deciso inoltre di offrire rimborsi completi per ogni viaggio che avesse subito un ritardo superiore ai 15 minuti. Tale offerta è stata apprezzata dal mercato, sebbene esponesse l'operatore ferroviario a un rischio finanziario considerevole in caso di ritardo dei treni. Questo rischio, però, è stato mitigato grazie all'implementazione di un sistema di MPF che garantisse un alto livello di affidabilità.

Una volta ridotti al minimo i guasti impattanti, la probabilità di subire ritardi superiori ai 15 minuti risulta molto contenuta. Grazie alle nuove performance ottenute in termini di durata del viaggio e affidabilità del servizio, l'operatore ferroviario ha potuto aumentare le proprie quote di mercato dal 20% al 60%, riducendo i costi operativi di manutenzione ed incrementando i ricavi grazie all'aumento della clientela. Da un punto di vista finanziario, invece, l'intero investimento è stato ripagato dai risparmi di costo, generando anche un flusso di cassa cumulato positivo.

Al netto dei ricavi extra derivanti dalla clientela attratta dal modo aereo, il periodo di *payback* di questo progetto è risultato essere di 8 anni, il ROI pari al 130% calcolato su 10 anni, il tutto considerando solo i risparmi ottenuti attraverso l'implementazione del sistema di MPF. Conteggiando anche il flusso di cassa aggiuntivo derivante dalla nuova clientela, invece, il periodo di *payback* si riduce a soli 3 anni. È importante notare che, inoltre, ci sono stati diversi benefici aggiuntivi da un punto di vista trasportistico:

tion of RPM scenarios, and one of these is particularly interesting because shows all the positive topics discussed above. The scenario consists of two big cities whose distance is almost 700 km. Before the implementation of high-speed railway line and the RPM framework, the time to perform a one-way trip was 5.5 hours, and the total amount of passengers serviced was almost 800.000 per year. At the same time, the airlines were able to cover the same route in 1.4 hours plus the time for check-in and security checks; and they were servicing the 80% of the market between the two cities, although being the most expensive option. It is important to highlight that the air link between the two cities was part of the top busiest air routes globally. Once the high-speed railways line was opened, the rail operator was able to reduce significantly the journey time, covering the distance in 2.5 hours, making the plane and train trips comparable and giving passengers a real choice. In order to target directly the air routes passengers, the rail operator offered full refunds for any journey that was delayed by more than 15 minutes. This policy has been appreciated by the marketplace of passengers, even though it exposed the rail operator to a considerable financial risk in the case of delayed trains. This serious risk has been mitigated through the implementation of RPM framework that allowed to reach a high degree of reliability. With unplanned outages minimized, there is little chance of mechanical failure on route or rolling stock availability delaying a train more than 15 minutes. Thanks to these new performances achieved in terms of time of journey and reliability of service, the rail operator increased its market share from 20% to 60%, reducing maintenance OPEX and increasing revenues thanks to the quantity of demand attracted. From a financial point of view, the entire investment was repaid by savings, even generating positive cumulative cash flow. Without considering the extra revenues attracted by air routes, this project had a payback period of 8 years and Return On Investment of 130% calculated over 10 years, just considering the savings achievable through

TABELLA 1 – TABLE 1

Ipotesi sui risparmi ottenibili implementando una soluzione efficace di MPF
Hypothesis about the savings achievable by implementing an effective solution of MPF

Scenario	Percentuale di risparmio annuo Yearly saving (percentage)	Valore risparmiato annualmente Yearly saving (value)
Migliore Best	5%	65 x 10 ⁶ €
Più probabile Most likely	3%	39 x 10 ⁶ €
Peggior Worst	1%	13 x 10 ⁶ €

- il servizio ferroviario è diventato più affidabile, migliorando la soddisfazione dell'utenza;
- l'aumentata soddisfazione della clientela ha fatto aumentare la quota di mercato, grazie ad un'affidabilità del servizio del 99,98%;
- estendendo la vita utile degli apparati si sono ridotti drasticamente i costi di manutenzione;
- la riduzione dei costi operativi ha comportato una riduzione delle tariffe, ottenendo quindi un aumento ulteriore dei passeggeri creando un circolo virtuoso;
- il passaggio della domanda dal trasporto aereo a quello ferroviario ha permesso una cospicua riduzione delle emissioni per passeggero trasportato.

8. Conclusioni

La disponibilità di nuove tecnologie e l'ingente volume di dati disponibili sono i fattori chiave in grado di rivoluzionare la manutenzione nel ventunesimo secolo. Grazie ad una profonda conoscenza ingegneristica e alle potenzialità degli *analytics* e delle tecniche di *data mining*, è possibile analizzare i dati disponibili per predire guasti e riduzioni di performance, identificando al tempo stesso le cause scatenanti, contribuendo quindi a perseguire una strategia atta a migliorare processi e metodi sia costruttivi che manutentivi. Questo conduce all'implementazione di strategie manutentive "su misura", estendendo la vita utile dei componenti, ottimizzando i costi della forza lavoro, ed evitando dispendiosi interventi di manutenzione correttiva.

CORFIATI *et al.* [3] riportano i risultati di diversi studi che dimostrano come la corretta implementazione di una strategia di manutenzione predittiva ferroviaria sia in grado, a parità di impiego del rotabile considerato, di garantire un risparmio compreso tra l'8% ed il 12% rispetto ad una manutenzione programmata a scadenze. Ulteriori indagini indipendenti dagli studi sopra citati [3] mostrano i seguenti risultati indicativi industriali medi su diversi tipi di macchinari e componenti:

- riduzione dei costi di manutenzione: dal 25 al 30%;
- eliminazione dei guasti: dal 70 al 75%;
- riduzione dei tempi di fermo: dal 35 al 45%.

Nell'era dell'*Industrial Internet of Things* sta prendendo piede una *cross fertilization* tra l'ingegneria ferroviaria e l'*Information Technology*, richiedendo l'utilizzo di conoscenze verticalmente integrate che tendono a superare il paradigma dell'ingegneria ferroviaria classica.

Va da sé che la MP possa essere applicata non solo al mondo ferroviario ma, come avviene per un sistema di equazioni differenziali, possa anche essere scalata verso altri settori semplicemente modificando le condizioni al contorno. Infatti, la MP oltre ad essere già usata da decenni nel settore aerospaziale, inizia a trovare applicazione anche su ambiti quali la sanità, l'*automotive*, l'energetico e le telecomunicazioni.

the implementation of the RPM framework. Considering also the additional cash flow derived by the attracted demand, the payback period was reduced to just 3 years. From a transportation engineering point of view, there were several additional benefits:

- *the rail services become more reliable, and customer satisfaction improved;*
- *greater customer satisfaction causes market share to grow, thanks to service reliability of 99,98%;*
- *with fewer unnecessary component upgrades, maintenance costs fall down;*
- *reduced costs can be passed on to passengers in reduced fares and improving ridership, enabling a virtuous circle;*
- *switching from plane to rail mode, there was a reduction of emissions per transported person.*

8. Conclusions

The availability of innovative technologies and the huge amount of data are the key factors able to revolutionizing maintenance in the 21st century. Leveraging deep engineering knowledge and data analytics capabilities, analysis of this data can be utilized to predict component failures and carry out root cause analysis when failures do occur, supporting continuous improving strategies and processes. This leads to tailored maintenance strategy, extending the useful life of components, reducing the labor costs related, and avoiding expensive corrective maintenance.

CORFIATI *et al.* [3] report the results of several studies that show how the correct implementation of a railway predictive maintenance strategy is able to guarantee savings of between 8% and 12% with respect to scheduled preventive maintenance. Further surveys independent from the above studies [3] show the following average indicative industrial results regarding diverse types of machineries and components:

- *reduction of maintenance costs: from 25 to 30%;*
- *elimination of faults: from 70 to 75%;*
- *reduction in downtime: from 35 to 45%;*

Within the era of the Industrial Internet of Things there is a cross fertilization between railway engineering and Information Technology, and it requires the utilization of vertically integrated knowledge that overtake the paradigms of the classical railway engineering.

It goes without saying that PM can be applied not just to the rail world but, like a system of differential equations, it can also be scaled to different industries just by changing the border conditions. In fact, it can also be applied to other branches, such as healthcare, aerospace and defense, automotive, energy and utilities, and Telco.

BIBLIOGRAFIA - REFERENCES

- [1] LEVITT J., *"Complete Guide to Predictive and Preventive Maintenance"*, Connecticut, USA, 2011.
- [2] SARNATARO A., *"Applicazione di un software relazionale al Sistema informativo della manutenzione"*, Ingegneria Ferroviaria, 12/1996.
- [3] CORFIATI M. et al., *"Evolution lines in the maintenance of rolling stock"*, Ingegneria Ferroviaria, 09/2011.
- [4] AGNOLI A. et al., *"The benefits of using Trenitalia's Tele-diagnostic system while operating and during maintenance of the E464 fleet"*, Ingegneria Ferroviaria, 05/2014.
- [5] GRUDÉN M., WESTMAN A., PLATBARDIS J., HALLBJORNER P., RYDBERG A., *"Reliability experiments for wireless sensor networks in train environment"*, in Proc. Eur. Wireless Technol. Conf., 2009, pp. 37-40.
- [6] KIM J., LEE K.S., OH J., *"A study on the wireless onboard monitoring system for railroad vehicle axle bearings using the SAW sensor"*, Sens. Syst. Softw., vol. 57, pp. 52-58, 2011.
- [7] NEJIKOVSKY B., KELLER E., *"Wireless communications based system to monitor performance of rail vehicles"*, in Proc. IEEE/ASME Joint Railroad Conf., Newark, NJ, USA, 2000, pp. 111-124.
- [8] WOLFS P., BLEAKLEY S., SENINI S.T., THOMAS P., *"An autonomous, low cost, distributed method for observing vehicle track interactions"*, in Proc. IEEE/ASME Joint Rail Conf., Atlanta, GA, USA, 2006, pp. 279-286.
- [9] GAO C. et al., *"Design of train ride quality testing system based on wireless sensor network"*, in Proc. Int. Conf. Electron. Mech. Eng. Inf. Technol., Harbin, China, 2011, pp. 2636-2639.
- [10] ELIA M. et al., *"Condition monitoring of the railway line and overhead equipment through onboard train measurement-an Italian experience"*, in Proc. IET Int. Conf. Railway Condition Monitor., Birmingham, U.K., 2006, pp. 102-107.
- [11] European Structural Integrity Society – Structural Integrity of railway components (pdf).
- [12] HODGE V. et al. *"Wireless Sensors Networks for Condition Monitoring in the Railway Industry: A Survey"*, IEEE Transactions on intelligent transportation systems, vol. 16, n° 3, June 2015.
- [13] DEL GOBBO G. et al., *"The Telediagnostica System for Trenitalia E646 and E405 fleets"*, Ingegneria Ferroviaria, 02/2012.
- [14] UMILIACCHI P. et al., *"Predictivem maintenance of railway subsystems using an Ontology based modelling approach"*.
- [15] Wylie L., *"A Vision of Next Generation MRP II"*, Scenario S-300-339, Gartner Group.
- [16] OpenFog Reference Architecture for Fog Computing. Source: <https://www.openfogconsortium.org>.
- [17] SMITH Steven W., Chapter 8, *"The Discrete Fourier Transform"*, in The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing, Second, San Diego, Calif., California Technical Publishing, 1999, ISBN 0-9660176-3-3.
- [18] <http://www.fsnews.it/fsn/Gruppo-FS-Italiane/Trenitalia/Trenitalia-internet-of-things-e-big-data-per-la-manutenzione-dei-treni>