



Validazione di algoritmi di analisi dati e di ottimizzazione nell'ambito di un sistema intelligente di Asset Management per il segnalamento ferroviario

Validation of data analytics and optimization algorithms within an Intelligent Asset Management System for rail signalling

Alice CONSILVIO^(**)

Paolo SANETTI^(*)

Carlo CROVETTO^(*)

Federico PAPA^(*)

Carlo DAMBRA^(*)

Noemi JIMÉNEZ REDONDO^(***)

Ute KANDLER^(****)

Sommario - L'articolo descrive la fase di implementazione dell'Intelligent Asset Management System (IAMS), sviluppato nell'ambito del progetto Shift2Rail IN2SMART, in fase di test e validazione nell'ambito del suo progetto di follow-up, IN2SMART2. L'approccio innovativo di *asset management* si basa su tecniche e modelli di analisi dati e supporto decisionale, in grado di tenere in considerazione la conoscenza dello stato degli asset, i vincoli operativi del settore e i principali obiettivi degli operatori ferroviari. Lo scopo è muovere i primi passi verso un processo decisionale automatizzato ed una riduzione del carico di lavoro dell'operatore in tale processo. Nell'articolo viene descritto lo sviluppo e la validazione del prototipo IAMS. Inoltre, viene presentata la sua implementazione in campo, relativa al sistema di segnalamento di una linea metropolitana italiana, definendo le funzionalità aggiuntive progettate, gli indicatori di prestazione considerati per il suo test, ed evidenziando i vantaggi dell'approccio utilizzato.

Keywords: *asset management* ferroviario; sistemi di supporto alle decisioni; manutenzione predittiva; analisi

Summary - This paper describes the implementation phase of the Intelligent Asset Management System (IAMS), developed within the Shift2Rail IN2SMART project, under test and validation within its follow-up project, IN2SMART2. The innovative approach to Asset Management is based on techniques and models for data analysis and decision support, able to take into account the knowledge on asset status, the operational constraints of the rail sector and the main target for rail operators. The aim is to move towards an automated decision process and a reduction of human effort in decision-making.

The IAMS prototype development and validation is described. In addition, the in-field implementation to the signalling system of an Italian metro line is presented, describing the designed additional functionalities of the system, as well as the considered Key Performance Indicators for its test and the benefits of the approach.

Keywords: railway asset management; decision support system; predictive maintenance; data analytics; anomaly detection; signalling maintenance.

^(*) Hitachi Rail STS, Via Paolo Mantovani 3/5, 16151, Genova, Italia (Corresponding author: Carlo CROVETTO - Tel.: +39 010 655 2109; E-mail address: carlo.crovetto@hitachirail.com).

^(**) DIME Università degli Studi di Genova, Via Montallegro 1, 16145 Genova, Italia.

^(***) Centro de Estudios de Materiales y Control de Obra S.A., Calle Benaque 9, 29004, Málaga, Spagna.

^(****) Fraunhofer Institute for Transportation and Infrastructure Systems IVI, Zeunerstraße 38, 01069, Dresden, Germania.

^(*) Hitachi Rail STS, Via Paolo Mantovani 3/5, 16151, Genova, Italia (Corresponding author: Carlo CROVETTO - Tel.: +39 010 655 2109; E-mail address: carlo.crovetto@hitachirail.com).

^(**) DIME University of Genoa, Via Montallegro 1, 16145 Genoa, Italy.

^(***) Centro de Estudios de Materiales y Control de Obra S.A., Calle Benaque 9, 29004, Málaga, Spain.

^(****) Fraunhofer Institute for Transportation and Infrastructure Systems IVI, Zeunerstraße 38, 01069, Dresden, Germany.

dati; *anomaly detection*; manutenzione dei sistemi di segnalamento.

1. Introduzione

I processi decisionali nel settore ferroviario sono spesso guidati dall'esperienza degli operatori in campo senza l'ausilio di strumenti automatici di supporto decisionale.

La digitalizzazione del sistema ferroviario, grazie alle nuove tecnologie di monitoraggio ed ai sensori di bordo e di terra, ha reso disponibili grandi quantità di dati; tuttavia, questi dati sono generalmente eterogenei e non vengono utilizzati strumenti automatizzati per la loro analisi al fine di estrarne informazioni utili.

La riduzione del carico di lavoro dell'operatore nel processo decisionale e il supporto alle decisioni automatizzato su diversi livelli di pianificazione stanno diventando fondamentali per i gestori dell'infrastruttura e dei servizi di manutenzione.

In questo contesto, il presente articolo mira a testare e validare l'Intelligent Asset Management System (IAMS), sviluppato nell'ambito del progetto IN2SMART, mostrando come l'uso dell'analisi dati e delle tecniche analitiche predittive possa favorire l'ottimizzazione dell'*Asset Management* e il prolungamento della vita degli asset.

Questo studio, condotto nell'ambito del progetto europeo IN2SMART "Intelligent Innovative Smart Maintenance of Assets by integRATED Technologies" (G.A. 730569), è attualmente in fase di implementazione sul campo nell'ambito del progetto successivo, IN2SMART2 (G.A. 881574). Entrambi i progetti si inquadrano nel programma di ricerca SHIFT2RAIL e sono stati finanziati dai partner del Consorzio e dalla Commissione Europea.

Mentre la validazione del prototipo è stata conclusa in IN2SMART, i risultati finali del dimostratore integrato saranno disponibili alla fine di IN2SMART2 nel 2022, come illustrato in Fig. 1.

Pertanto, questo articolo rappresenta l'ultimo lavoro di divulgazione scientifica del progetto IN2SMART, ormai concluso, descrivendone i risultati finali, ma costituisce anche il primo lavoro di divulgazione del progetto successivo IN2SMART2, evidenziando la continuità tra i due progetti.

Precedenti lavori di divulgazione tecnica ne costituiscono base e premessa. In particolare, in [1] e [2] vengono descritti gli studi preliminari, i requisiti e gli standard di riferimento del sistema di *Asset Management*, mentre in [3] e [4] sono riportati i modelli sviluppati e i risultati preliminari di uno dei casi studio del progetto relativo alla manutenzione dei circuiti di binario.

1. Introduction

In rail sector, decision-making is often a process based on the skill of human operators without any automated support.

Although, with the digitalization of rail systems more and more data are becoming available, from new monitoring technologies and sensors on-board trains and wayside; these data are usually heterogeneous and no automated tools are used to extract information from them.

The achievement of a reduction of the human effort in decision-making, and the automated support to decisions at different planning levels, is becoming key for infrastructure managers and maintenance service providers.

In this context, this study aims at testing and validating the Intelligent Asset Management System (IAMS), developed within the IN2SMART project, showing how the use of data analysis and predictive analytical techniques could foster the optimization of Asset Management and the prolongation of asset lifetime.

The study started within the IN2SMART "Intelligent Innovative Smart Maintenance of Assets by integRATED Technologies" Project (G.A. 730569). Further implementations are under development within the follow-up project, IN2SMART2 (G.A. 881574). Both the projects are co-funded, within the SHIFT2RAIL Research Programme by the Joint Undertaking and the European Commission.

While the prototype validation has been concluded in IN2SMART, the final results of the integrated demonstrator will be available at the end of IN2SMART2 in 2022, as depicted in Fig. 1.

Therefore, this paper represents the last dissemination activity of the European Project IN2SMART, ended in 2019, describing its final results, but it is also the first scientific paper related to the follow-up, ongoing project IN2SMART2, highlighting the seamless workflow between the two projects.

Previous dissemination activities describe the premises

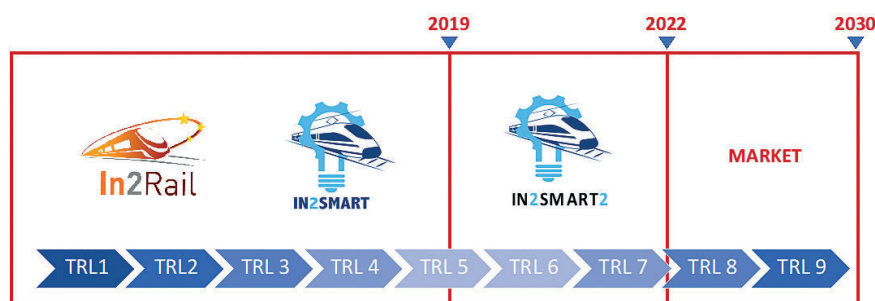


Figura 1 - I progetti IN2RAIL, IN2SMART e IN2SMART2 nell'ambito di Shift2Rail. Sono riportati i livelli di maturità tecnologica (Technology Readiness Level -TRL) dei tre progetti.

Figure 1 - Positioning of the projects IN2RAIL, IN2SMART and IN2SMART2 within Shift2Rail, with reference to the Technology Readiness Levels (TRL).

2. Analisi della letteratura scientifica

L'analisi dati è diventata una delle principali sfide nel settore ferroviario [5], [6], [7]. Gli autori concordano sul fatto che la rivoluzione digitale comporti importanti vantaggi in diverse applicazioni ferroviarie, in particolare nell'*asset management* in cui i dati sono fondamentali per migliorare la conoscenza delle condizioni degli asset [8], [9], [10], [11], [12]. Studi esistenti, come PIPE *et al.* [13] e LEE *et al.* [14] applicano tecniche basate sui dati per valutare lo stato attuale e futuro degli asset attraverso funzionalità predittive.

Per quanto riguarda i sistemi di segnalamento ferroviario, gli studi in letteratura trattano la valutazione dell'affidabilità, delle prestazioni e il miglioramento dei processi manutentivi [15], [16], [17].

Essendo il segnalamento ferroviario un sistema fail-safe, i requisiti di sicurezza sono sempre garantiti, tuttavia, un suo guasto può avere un impatto significativo sulla disponibilità e sulla puntualità del servizio. Inoltre, i sistemi di diagnostica e monitoraggio dei sistemi di segnalamento sono in grado di raccogliere grandi quantità di dati in tempo reale.

Pertanto, l'applicazione dell'analisi dati alla manutenzione del sistema di segnalamento rappresenta un'importante opportunità per prevedere i guasti in anticipo, evitando interruzioni del servizio e ritardi.

Inoltre, in Letteratura, algoritmi di supporto decisionale sono applicati alla gestione degli asset ferroviari per pianificare gli interventi di manutenzione, considerando complesse funzioni di costo che includono i diversi obiettivi degli operatori del servizio di manutenzione e vincoli come l'interazione con la circolazione dei treni [18], [19], [20].

Questi algoritmi devono tenere conto della distribuzione nello spazio dell'infrastruttura ferroviaria. Gli asset ferroviari spesso sono linearmente o meno distribuiti su grandi distanze, e ciò implica difficoltà nell'organizzazione delle attività di manutenzione e delle risorse.

Un altro aspetto importante da considerare è l'incertezza del processo di degrado. L'aspetto stocastico della previsione è stato discusso da ANDREWS *et al.* [21], BALDI *et al.* [22] e SU *et al.* [23] rispettivamente, attraverso approcci di programmazione simulativi, dinamici (*rolling horizon*) e stocastici.

Tuttavia, le potenzialità dell'integrazione di tecniche *data-driven* all'interno di un sistema di supporto alle decisioni per l'*asset management*, non sembrano ancora essere pienamente sfruttate. Alcuni esempi sono forniti da MORANT *et al.* [24] e YANG *et al.* [25] nell'ambito della manutenzione dei sistemi di segnalamento e da NÚÑEZ *et al.* [26] e JAMSHIDI *et al.* [27] relativamente alla manutenzione della rotaia.

Il presente studio ha lo scopo di muovere alcuni passi verso un livello più elevato di automazione del processo decisionale per la manutenzione del segnalamento ferro-

and the basis of this work. In particular, [1] and [2] report the preliminary studies, the requirements and reference standards related to the Intelligent Asset Management System, while [3] and [4] describe the developed models and the first results considering one of the project case study, the track circuits maintenance case study.

2. Literature review

The data analytics challenge has become one of the main topic in rail sector [5], [6], [7]. Authors agree that the digital revolution implies important benefits in different rail applications, especially for asset management in which data are key for improving the knowledge on assets' condition [8], [9], [10], [11], [12]. Existing studies, such as PIPE *et al.* [13] and LEE *et al.* [14] apply data-driven techniques to assess current and future asset status enabling predictive functionalities.

Regarding railway signaling systems, works deal with their reliability, performance and maintenance [15], [16], [17].

While the safety requirement is always guaranteed, since rail signalling is a fail-safe system by design, its failure may have a significant impact on service availability and train punctuality. In addition, signalling diagnostic and monitoring systems are able to collect big amount of data in real-time.

Therefore, the application of data analytics to signalling system maintenance represents an important opportunity for predicting failures in advance, avoiding service disruptions and trains delay.

Moreover, in Literature, algorithms for decision support are applied to railway asset management for planning maintenance operations, minimizing complex cost functions that take into account different targets for maintenance operators and constraints such as the interaction with trains' circulation [18], [19], [20].

These algorithms must take into account the space-distributed aspect of railway infrastructure. Railway assets are often not spatially delimited to a point, and this implies difficulties in the organization of maintenance activities and resources.

Another important aspect to be considered is the uncertainty of the degradation process. The stochastic aspect of predictive maintenance is already discussed in ANDREWS *et al.* [21], BALDI *et al.* [22] and SU *et al.* [23] through simulative, rolling horizon and stochastic programming approaches, respectively.

Nevertheless, the potentialities of the integration of data-driven techniques within a decision support system for the IAMS, seems not yet fully exploited. Some studies are provided, for examples, by MORANT *et al.* [24] and Yang *et al.* [25] for the maintenance of signalling systems and by NÚÑEZ *et al.* [26] and Jamshidi *et al.* [27] for rail track maintenance.

viario, sfruttando l'analisi dati e i modelli computazionali nell'ambito di un processo decisionale globale.

3. L'architettura IAMS

L'architettura IAMS è stata definita in linea con lo standard ISO55000 [28] e le Linee guida UIC per l'*asset management* nel settore ferroviario [29]. In particolare, viene presa in considerazione la classificazione tra i livelli SAMP (Strategic Asset Management Plan), AMP (Asset Management Plan) e IAMP (Implement of the Asset Management Plan), identificata dalla ISO55000 [30]. Per una descrizione dettagliata del Framework generico dello IAMS, si può fare riferimento a IN2SMART D.9.2 [31] e SOLÍS-HERNÁNDEZ et al. [32].

Il sistema di *intelligent asset management* si basa su cinque livelli principali [1]:

- Funzionalità IAMS di raccolta dati: identificazione e raccolta di tutte le informazioni (statiche e dinamiche) che devono essere estratte per il corretto monitoraggio degli asset/sistemi coinvolti. Ciò include la comprensione dei diversi formati dei dati provenienti da tali sistemi, che sono ricevuti tramite interfacce ad hoc.
- Piattaforma dati: creazione di una piattaforma dati per raccogliere, standardizzare, archiviare e gestire i dati provenienti dal campo. Questa piattaforma è altamente scalabile, flessibile e in grado di lavorare con dati strutturati e non strutturati, per permettere poi la loro analisi.
- Funzionalità IAMS di analisi dati: progettazione e implementazione, per ciascun sistema/asset identificato che deve essere gestito dallo IAMS, di metodologie e soluzioni analitiche per la valutazione dello stato degli asset e la previsione dello stato futuro (manutenzione predittiva).
- Sistema di supporto alle decisioni (DSS): progettazione e implementazione di tecniche di ottimizzazione volte a supportare i gestori e gli operatori dell'infrastruttura nel prendere decisioni sulle priorità degli interventi, garantendo il raggiungimento degli obiettivi desiderati di disponibilità, affidabilità ed efficienza del servizio ferroviario. Le attività di gestione sono pianificate tenendo conto dello stato previsto e della criticità dell'asset, ovvero dell'impatto che il suo guasto avrebbe sull'intero sistema.
- Human Machine Interface (HMI): creazione di un HMI personalizzabile in grado di supportare l'*asset management*, visualizzando informazioni concise per ciascun sistema/asset e i risultati derivanti dalle analisi effettuate dallo IAMS.

In Fig. 2 è riportato il *Framework* dello IAMS. Occorre evidenziare i seguenti principali elementi:

- Modulo di integrazione che consente la comunicazione tra diversi formati di dati.

However, the present study is aimed at moving some steps towards a higher level of automation in decision making for rail signaling maintenance, leveraging on data driven analytics and computational models within an overall seamless decisional process.

3. Building IAMS architecture

The architecture of the IAMS has been defined in line with the ISO55000 [28] and the UIC Guidelines for asset management in rail sector [29]. In particular, the classification between SAMP (Strategic Asset Management Plan), AMP (Asset Management Plan) and IAMP (Implementation of the Asset Management Plan) levels, identified by the ISO55000, is taken into account [30]. For a detailed description of the Generic Framework behind the IAMS, please refer to IN2SMART D.9.2 [31] and SOLÍS-HERNÁNDEZ et al. [32].

The Intelligent Asset Management System is based on five main layers [1]:

- *IAMS Data Collection: Identification and collection of all the information (static and dynamic) that has to be extracted for the proper monitoring of the involved assets/systems. This includes the understanding of different data formats of logs coming from such systems, which should be received through ad hoc or native interfaces.*
- *IAMS Data Platform: Creation of a data platform to collect, standardize, store and manage the data coming from the field. This platform is highly scalable, flexible and able to work with structured and unstructured data to be used as a base for further data analysis.*
- *IAMS Data Analysis: Design and implementation, for each identified system/asset to be managed by the IAMS, of methodologies and analytic solutions for assets status assessment and future status prediction (predictive maintenance).*
- *IAMS Planning and Decision Support Systems (DSS): Design and implementation of optimization techniques aimed at supporting infrastructure managers and operators in making decisions on the prioritizations of interventions, guaranteeing the achievement of the desired targets of rail service availability, reliability and efficiency. Management activities are planned taking into account the predicted status and the criticality of the asset, that is, the impact that its failure would have on the entire system.*
- *IAMS HMI: Creation of a customizable HMI able to support the asset management, visualizing concise information for each system/asset and related IAMS functionalities and the results coming from analytics.*

Fig. 2 depicts the innovative asset management system. It is worth highlighting the following key features:

- *Integration layer that allows communication between different data formats.*

- Tecniche di diagnostica e *anomaly detection* che consentono il rilevamento automatico delle anomalie e forniscono allarmi.
- Strumenti e modelli per l'analisi predittiva in grado di estrarre informazioni utilizzando dati eterogenei dal campo.
- Modulo RAMS e di integrazione/rischio che consente di valutare l'impatto di un guasto dell'asset sulle prestazioni dell'intero sistema, in termini di interruzioni del servizio, valutando le criticità degli asset e integrando i risultati dell'analisi dei dati negli algoritmi di supporto decisionale.
- Funzionalità di pianificazione, basate su tecniche di ottimizzazione che mirano a programmare in modo efficiente gli interventi di *Asset Management* tenendo conto dei vincoli, come la disponibilità delle squadre di lavoro, e obiettivi quali l'efficienza dei costi, l'affidabilità e la disponibilità del sistema, ecc.

Il sistema di supporto alle decisioni contribuisce alla prevenzione di guasti e supporta l'*asset management* a livello strategico, tattico e operativo (SAMP, AMP, IAMP).

4. Il prototipo

Nell'ambito del progetto IN2SMART, il prototipo del sistema IAMS è stato sviluppato concentrandosi su un particolare tipo di asset del segnalamento, il circuito di binario [3].

L'obiettivo è stato migliorare la manutenzione dei circuiti di binario passando da strategie di manutenzione preventiva e correttiva ad una strategia predittiva, ottenendo la mitigazione degli eventi di falsa occupazione del binario (FO).

Un evento di falsa occupazione si verifica quando una sezione della linea viene erroneamente segnalata come occupata, anche se non è presente alcun treno. Si tratta di un errore critico per le operazioni ferroviarie poiché ha conseguenze rilevanti sulla circolazione dei treni, implicando solitamente l'interruzione del servizio o l'uso parziale della linea.

Il circuito di binario è composto principalmente da un trasmettitore, che trasmette un segnale di corrente attraverso le rotaie ad un ricevitore, dove viene misurata la corrente per valutare l'occupazione di binario. Considerando un circuito di binario in condizioni normali, il livello del segnale si trova in un intervallo definito di valori (attorno al valore di corrente nominale), mentre diminuisce bruscamente ad un valore nullo quando un treno entra nella sezione di binario (le ruote e il relativo asse dan-

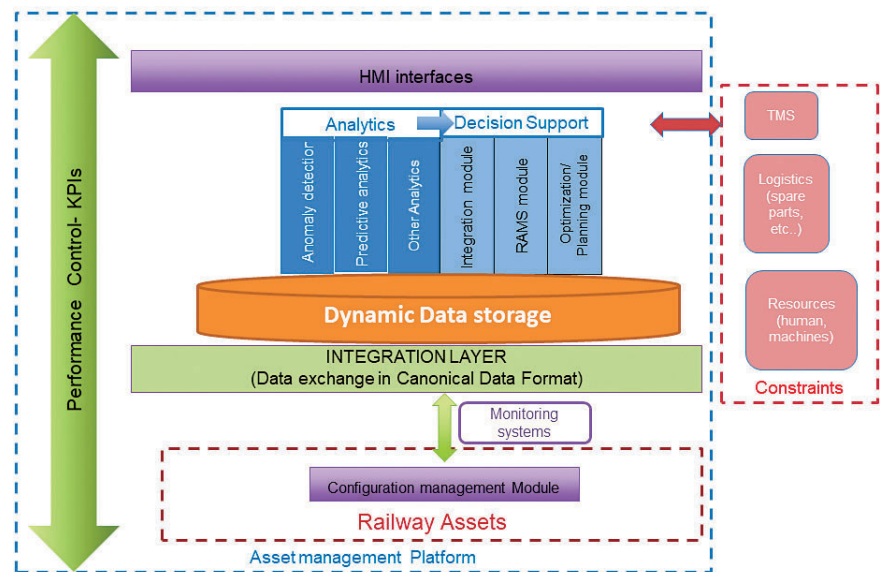


Figura 2 - Il sistema di Intelligent Asset Management [1].
Figure 2 - The Intelligent Asset Management System [1].

- *Diagnostics and anomaly detection techniques that enable automatic anomaly detection and provide alarms.*
- *Tools and models for predictive analytics that are able to extract information using heterogeneous data from the field from many sources.*
- *RAMS and integration/risk modules that allow to assess the impact of an asset failure on the entire system performance, in terms of service disruptions, evaluating asset criticalities and integrating the outputs of the data analytics in the decision support.*
- *Planning functionalities, based on optimization techniques that aim at scheduling efficiently Asset Management interventions considering constraints, such as crew availability, and goals such as cost-efficiency, system reliability and availability, etc..*

The decision support system contributes to the prevention of costly failures and supports operational Asset Management and maintenance decision making at strategic, tactical and operational levels (SAMP, AMP, IAMP).

4. IAMS Prototype

Within IN2SMART, the IAMS prototype has been developed focusing on a particular kind of signalling asset, the track circuit [3].

The aim has been improving the maintenance of track circuits shifting from corrective and preventive to predictive maintenance strategies, achieving the mitigation of false track occupancies (FO) events.

A false occupancy event occurs when a track section is erroneously reported as occupied, even if no train is present on it. This is a critical failure for rail operations since it has

no origine ad un corto circuito che impedisce al segnale di raggiungere il ricevitore). Pertanto, il sistema identifica una sezione come occupata se il livello del segnale scende al di sotto di una soglia specifica. Se la riduzione del livello del segnale non è dovuta alla presenza di un treno si parla di falsa occupazione.

I dati sono stati raccolti dai circuiti di binario progettati da Hitachi Rail STS lungo una linea urbana italiana. È stato selezionato un campione di 300 circuiti di binario e i sistemi diagnostici esistenti sono stati sfruttati per raccogliere dati regolarmente con una frequenza di un'osservazione ogni 5 minuti. L'insieme dei dati, utilizzati da IAMS, è stato ottenuto da diverse fonti ed è costituito da:

- Parametri del circuito di binario. Misure relative ai parametri vitali rappresentativi dello stato del circuito di binario. Questi parametri, ricavati dalle schede dei circuiti di binario, sono il livello di shunt (il parametro più significativo), la variazione del livello all'unità di coupling (errore relativo all'unità di coupling) e il segnale al ricevitore (valore della corrente al ricevitore valutato in percentuale rispetto al valore massimo).
- Dati Meteo. Informazioni raccolte dalle stazioni meteo più vicine alla linea. Questi dati, raccolti ogni ora contengono informazioni sui più significativi parametri meteo come temperatura, pressione, umidità, velocità del vento e precipitazioni.

Per quanto riguarda invece i dati storici disponibili, sono stati considerati:

- Eventi e allarmi dal Sistema di Controllo Centrale (CCS). Collezione di dati storici relativi ai log del CCS. Questi grandi insiemi di dati permettono di estrarre informazioni dagli allarmi che si sono verificati relativi ai circuiti di binario (e.g. guasti alle schede, occupazioni fuori sequenza, occupazioni reali e false occupazioni).
- Report manutentivi. Questi report (registrati manualmente dalle squadre di manutenzione) contengono per ciascun asset la lista di tutte le attività di manutenzione effettuate.

I dati raccolti in tempo reale sono riportati in Tab. 1.

In particolare, il parametro del circuito di binario considerato è il "livello di shunt", che rappresenta il livello del segnale del circuito di binario e consente di verificare se il segnale rientra nell'intervallo operativo corretto.

Il pre-processamento dei dati relativi al livello di shunt è stato condotto secondo i seguenti passi (Fig. 3):

- Dato che ciascun circuito di binario presenta due schede, una scheda principale e una scheda secondaria, che vengono regolarmente scambiate per garantirne il corretto funzionamento, il segnale è riportato suddiviso a seconda della scheda attiva in Fig. 3a.
- L'allineamento dei segnali delle due schede è ottenuto in Fig. 3b, rimuovendo gli effetti dovuti al cambiamento di scheda.

relevant consequences for trains' circulation, usually implying the interruption of the service or the limited use of the line in only one direction at a time.

The track circuit is composed by a transmitter, which transmits a current signal through the two rails to a receiver, where the current is measured in order to assess a track occupancy. Considering a track circuit in normal conditions, signal level lies in a defined range of values (around the nominal current value), while it sharply decreases to a nil value when a train enters in the track section (the wheels and relevant axle give rise to a short-circuit which prevents the signal to reach the receiver). Thus, the system identifies a track as occupied if the signal level falls below a specific threshold. If a significant decrease of the signal level is registered, even if no train is present on the track section, a false occupancy occurs.

The data sets have been collected from Hitachi Rail STS track circuits systems along an Italian urban line. A sample of 300 track circuits have been selected and the existing diagnostic systems have been upgraded to collect data with a frequency of an observation each 5 minutes. The data, used by the IAMS, have been derived from different sources and consists of:

- *Track circuits boards parameters. Collection of measures of the vital parameters of the track circuits. Functional parameters acquired from the track circuits boards are shunt signal (the most relevant one), Coupling Unit Error (error related to the coupling unit) and receive signal (value of the current at the receiver expressed in percentage with respect to the maximum value of the receiver current range).*
- *Weather data. Information collected from the closest weather station to the line. These data, collected hourly, contain information about the most important weather parameters such as temperature, pressure, humidity, wind speed and precipitations.*

Regarding the collection of historical data, they are the following:

- *Events and alarms log from the Central Control System (CCS). Collection of historical data on CCS logs. These large sets of logs allow to extract information about alarms related to track circuit system (e.g. board failures or occupancy out of sequences, track circuit occupancy and false occupancy events).*
- *Maintenance reports. These reports, manually recorded by the maintenance team, contain, for each specific asset, all the related maintenance activities.*

The dataset of quasi real-time data is reported in Tab. 1.

In particular, the considered track circuit parameter is the shunt level, which represents the received signal level of the track circuit and allows to verify if the signal is within the operative range.

The shunt level data preprocessing has been conducted according to the following steps described in Fig. 3:

- L'identificazione del trend di lungo periodo, confrontando il segnale di circuiti di binario adiacenti (stessa condizione della massicciata e stesse condizioni meteo) è riportato in Fig. 3c. La ragione è duplice: se un circuito di binario è guasto e quello adiacente è in uno stato di corretto funzionamento, l'anomalia non andrà ricercata nella componente comune del segnale, inoltre consideriamo fenomeni di degrado nel breve-medio termine.

- Rimozione della componente comune del segnale (Fig. 3d).

Sfruttando i dati disponibili, sono stati sviluppati due modelli per la valutazione dello stato dei circuiti di binario.

Il primo modello (IN2SMART D.8.1 [33]) è un modello di *anomaly detection* basato su un algoritmo di *machine learning*, One Class Support Vector Machine (OCSVM) [34], [35]. Maggiori dettagli sulla formulazione dell'algoritmo sono forniti in [3] ed in [4].

Si definisce anomalia lo scostamento del parametro di riferimento da un valore nominale di corretto funzionamento. L'anomalia è definita 'reale' se è seguita da un guasto, altrimenti si parla di falsa anomalia. Il guasto considerato è la falsa occupazione del binario.

Il modello fornisce come risultato un valore binario, uguale a 1 se è rilevato uno scostamento del livello di shunt tale da identificare come anomalo lo stato del circuito di binario, mentre pari a 0 se lo stato è normale, come riportato in Fig. 4.

La misura del time-to-failure (s_{tff}) è definita e calcolata per ogni osservazione come l'intervallo di tempo (in secondi) tra la rilevazione dell'anomalia e il guasto.

Il secondo modello (IN2SMART D. 8.5 [36]) è invece un modello predittivo in grado di prevedere il valore che avrà il *livello di shunt* nell'intervallo temporale di riferimento successivo.

L'analisi preliminare dei dati ha permesso di identificare le seguenti correlazioni:

- Il livello di shunt è fortemente correlato con la temperatura e l'umidità (oltre a sensibili correlazioni con altre variabili meteo).
- La posizione del circuito di binario lungo la linea, in particolare la collocazione in superficie o sotterranea, influenza le correlazioni sia con le variabili meteo che con gli altri parametri del circuito di binario.

Tabella 1 – Table 1

Descrizione dei dati raccolti
Dataset description

Tipologia Type	Parametro Parameter name	Descrizione Description
Parametri del circuito di binario Track circuits Parameters	Livello di Shunt Shunt Signal	Principale indicatore del segnale di corrente (%) Main current level indicator (%) (Target variable)
	Variazione del livello all'unità di Coupling Coupling Unit Error	Errore associato all'unità di Coupling (%) Error associated to the Coupling Unit (%)
	Segnale al ricevitore Received Signal	Corrente al ricevitore (%) Current at the receiver (%)
Variabili meteo Weather Variables	Temperatura Temperature	Temperatura 2 metri sopra il livello del terreno Temperature reported 2 m above the ground
	Umidità Humidity	Umidità relativa 2 metri sopra il terreno Relative humidity reported 2 m above the ground
	Copertura nuvolosa Cloud Cover	Percentuale di copertura nuvolosa Percentage of cloud cover
	Durata della luce Sunshine Duration	Durata della luce solare Duration of the sunshine
	Radiazioni a cortoraggio Shortwave Radiation	Intensità delle radiazioni Intensity of shortwave radiations
Data e ora Date and Time	Velocità del vento Wind Speed	Velocità del vento 10 metri sopra il livello del terreno Wind speed 10 meters above the ground
	Tempo Time Index	Istante di osservazione Time index which identified an observation

- Since for each track circuit, two different signals are acquired from the Primary and the Backup boards which are regularly interchanged to verify their working condition, the cleaned signal divided for active board is reported in Figure 3a.
- The signal alignment from different boards is performed, removing the effect of changes in track circuits' boards which have different characteristic resulting in different signal offset (Figure 3b).
- Long-term trend identification by comparing the current of adjacent track circuits. The current component common to adjacent track circuits (same weather and same ballast conditions) is identified and reported in Figure 3c. The reason is two-fold: first, if one track circuit is failed while the adjacent one is working properly, the anomaly cannot be in that component, second, the phenomena under study (faulty behaviour) are characterized by a short-mid evolution in time.
- Removing the common current component, identifying the de-trended signal (Figure 3d).

By exploiting these available data, two models for evaluating the status of track circuits have been developed.

The first model (IN2SMART D.8.1 [33]) is an anomaly detection model.

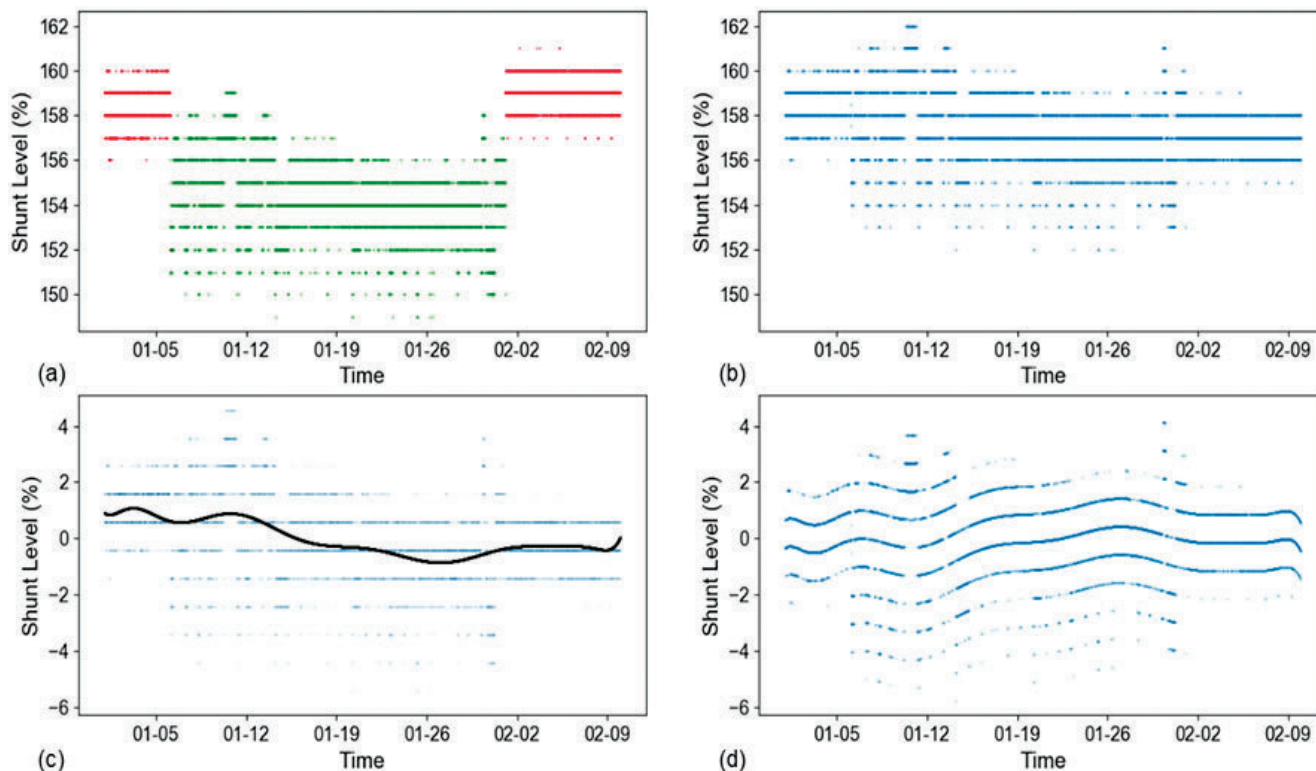


Figura 3 - Fasi di pre-processamento del segnale di shunt: dati ricevuti dalla scheda primaria (in rosso) e dalla scheda secondaria (in verde) (Fig. 3a), allineamento del segnale proveniente da schede differenti (Fig. 3b), identificazione del trend di lungo periodo del segnale nel tempo (Fig. 3c), rimozione del trend dal segnale (Fig. 3d).

Figure 3 - Shunt signal preprocessing steps: cleaned data from primary board (in red) and backup board (in green) (Fig. 3a), signal alignment of different boards (Fig. 3b), time trend identification (Fig. 3c), de-trended signal (Fig. 3d).

- Esiste una relazione tra i parametri vitali del circuito di binario: un circuito di binario in condizioni normali presenta un andamento regolare sia del livello di shunt che del livello all'unità di coupling, come confermato anche dall'esperienza dei manutentori.

Considerando questi aspetti, l'approccio proposto consiste nello sviluppo di un modello predittivo specifico per ciascun circuito di binario, basato su tecniche di apprendimento automatico dai dati. Il modello è in grado di prevedere il valore del livello di shunt nell'intervallo temporale successivo, sfruttando i dati meteo e altri parametri funzionali del circuito di binario.

Più in dettaglio, la tecnica di machine learning utilizzata è stata la Support Vector Regression (SVR). La metodologia di SVR è una tecnica di apprendimento supervisionato utilizzata per problemi di regressione e rappresenta una variante del ben noto metodo Support Vector Machines (SVM). Il set di dati è stato utilizzato per costruire un modello per ciascun circuito di binario, calibrando i relativi parametri. Le prestazioni del modello SVR infatti dipendono dal valore degli iperparametri e dal kernel scelto. In questo studio è stato selezionato un kernel Gaussiano e gli iperparametri sono stati calibrati, identificando l'errore di ciascun specifico modello, come descritto nella Sezione 5.

The first model is based on a machine learning algorithm, One-class Support Vector Machine (OCSVM) [34], [35]. More details on the algorithm formulation are provided in [3] and [4].

An anomaly is defined as the deviation of the reference parameter value from the nominal one. The anomaly is defined "real anomaly" if it is followed by a failure, otherwise it is called a "false anomaly". The considered failure is the false occupancy of the track section.

The model provides a binary output equal to 1 if the shunt level deviation implies a track circuit anomalous status, equal to 0 otherwise, as reported in Figure 4. A measure of the time-to-failure S_{uff} is defined, computed for each observation as the time interval (in seconds) between the anomaly observation time and the time of the subsequent failure.

The second model (IN2SMART D. 8.5 [36]) is instead a predictive model able to forecast the value of the shunt level one step ahead.

The preliminary data analysis identifies the following correlations:

- Shunt signal is strongly correlated with temperature and humidity (sensible values of correlation have been found also for other weather variables).

Relativamente alla funzione di rilevamento delle anomalie, dopo aver validato il modello e valutato l'errore della previsione, la misura dello scostamento tra il risultato del modello di previsione e il valore effettivo del parametro selezionato epurato dall'errore, rappresenta un indicatore di possibili anomalie. Se lo scostamento è trascurabile, lo stato del circuito di binario è considerato normale, se lo scostamento è elevato (o più precisamente al di sopra di una soglia stabilita) lo stato del circuito di binario viene identificato come anomalo. In Fig. 5 è rappresentato l'output del modello di previsione. In particolare, viene rappresentata la previsione di uno specifico parametro (*livello di shunt*) nel tempo.

Entrambi i modelli forniscono un'indicazione dello stato di anomalia di ciascun circuito di binario. Se si verifica un allarme di anomalia, ciò significa che i parametri dei circuiti di binario presentano valori al di fuori dell'intervallo prescritto e quindi viene eseguito l'intervento manutentivo di ricalibrazione. La ricalibrazione consiste nella reimpostazione dei parametri dei circuiti di binario all'interno del normale intervallo operativo. Il sistema di *anomaly detection* consente di identificare soglie più precise, rispetto alle soglie previste dal costruttore, e rende possibile prendere in considerazione soglie specifiche per ciascun circuito di binario, tenendo conto delle diverse condizioni che incidono sull'asset (ad es. condizione del ballast, posizione lungo la linea, degrado e caratteristiche del circuito).

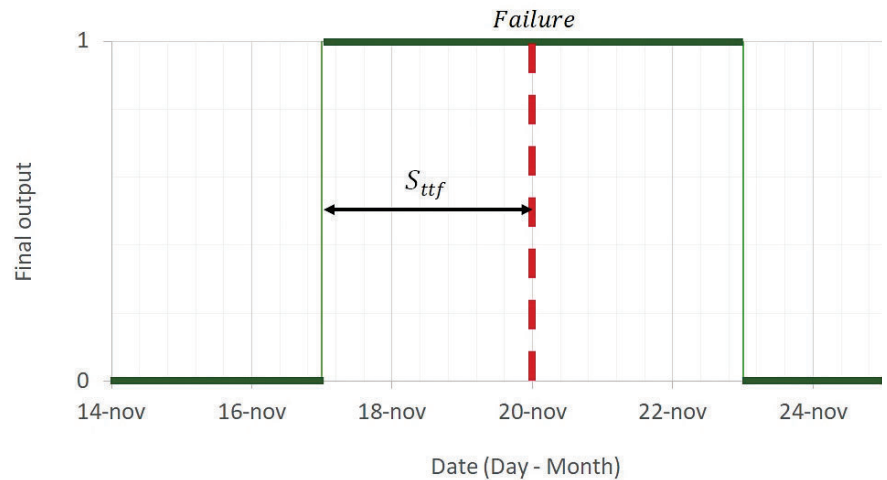


Figura 4 - Output del modello di Anomaly detection: valore binario uguale a 0 se il circuito di binario è in stato normale, 1 se è rilevato uno stato anomalo. È riportato l'intervallo di tempo S_{ttf} che intercorre tra l'anomalia e il guasto.
Figure 4 - Anomaly detection binary output: track circuit status detected as normal (0) or detected as anomalous (1). The time interval S_{ttf} between the detection of the anomaly and the failure is reported.

- The track circuit position along the line, in particular open-air or underground, influences both correlation with weather variables and track circuits parameters.
- A relation between the functional parameters exists: a healthy track circuit always presents regular pattern of both shunt signal and Coupling Unit Error, as confirmed by the expertise of the maintenance operators.

Taking into account these aspects, the identified approach consists of the development of a data-driven predictive model for each track circuit, based on machine learning framework. The model is able to predict the value of the shunt signal one-step ahead exploiting weather data and the other functional parameters.

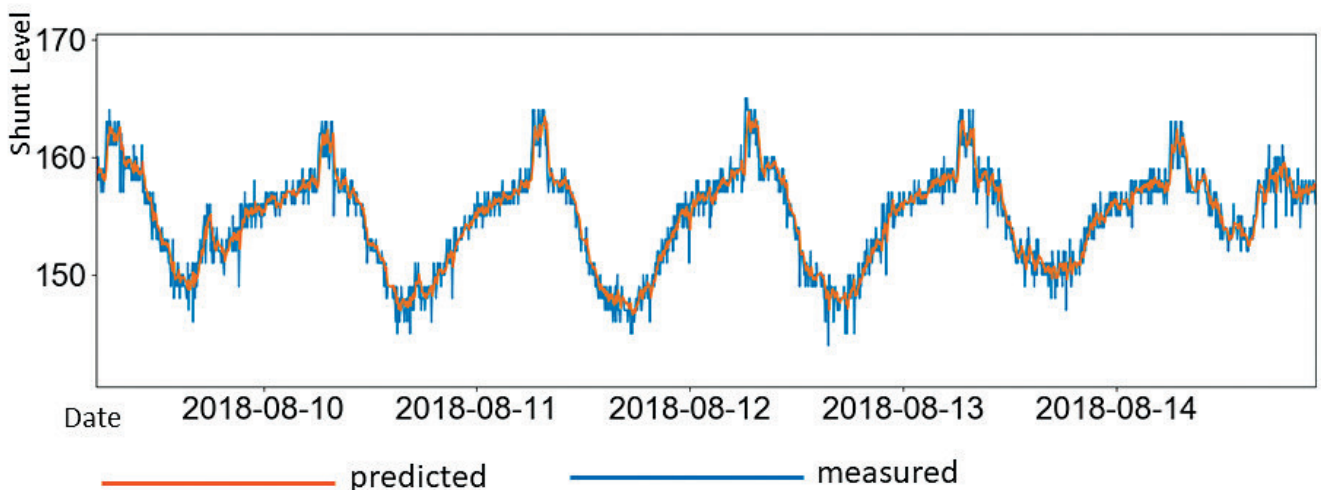


Figura 5 - Previsione dell'andamento del livello di Shunt nel tempo (linea arancione) e valore misurato (linea blu) espresso in percentuale: il modello è in grado di considerare le oscillazioni giornaliere dovute alle variazioni di temperatura.
Figure 5 - Shunt level predicted trend (orange line) and measured trend (blue line) expressed as a percentage: the model is able to consider the daily fluctuations due to the temperature variation.

A partire dalle informazioni ricevute dal modello di analisi dati, è stato creato un sistema di supporto alle decisioni (DSS, Decision Support System) al fine di pianificare gli interventi di manutenzione sui circuiti di binario, considerando la loro criticità e il loro impatto sulla disponibilità del servizio. (IN2SMART D.9.1 [37] e D.9.3 [38]).

Il sistema di supporto alle decisioni ha lo scopo di supportare i responsabili e gli operatori del servizio manutentivo nel prendere decisioni sulla priorità degli interventi, con l'obiettivo finale di garantire il raggiungimento degli obiettivi desiderati di disponibilità, affidabilità ed efficienza del servizio.

Pertanto, il sistema di supporto alle decisioni è in grado di considerare non solo lo stato dei circuiti di binario, ma anche i KPI rilevanti per il decisore. Il DSS supporta la pianificazione degli interventi di manutenzione garantendo la minimizzazione di una complessa funzione di costo che copre molteplici aspetti del processo di manutenzione, come le interazioni con la circolazione dei treni, la disponibilità delle risorse, la probabilità di interruzione del servizio.

Più in dettaglio, il problema di ottimizzazione è formulato come un Modello di Programmazione Lineare Interattiva Mista (MILP), considerando in funzione obiettivo i seguenti termini:

- La minimizzazione del tempo di completamento delle attività manutentive.
- La minimizzazione dei percorsi descritti dalle squadre di manutenzione.
- La minimizzazione della differenza nei carichi di lavoro delle squadre.
- La minimizzazione del rischio di interruzioni del servizio.

Le principali assunzioni del modello sono le seguenti:

- In ciascun problema decisionale, sono considerati solo i circuiti di binario in stato anomalo.
- L'orizzonte temporale è suddiviso in intervalli in cui la circolazione dei treni è interrotta e le attività di manutenzione possono essere eseguite: la durata, l'istante di inizio e fine di ciascun intervallo sono definiti dal gestore del traffico ferroviario.
- Le squadre di manutenzione disponibili sono note e possono svolgere qualunque attività manutentiva considerata;
- I tempi medi di esecuzione degli interventi manutentivi sono noti.
- Ciascuna squadra può svolgere una sola attività alla volta.

I vincoli del modello di ottimizzazione sono espressi secondo la formulazione matematica descritta in [39] e garantiscono le seguenti condizioni:

- Le relazioni di precedenza tra le attività sono rispettate.

More in detail, the applied machine learning technique is the Support Vector Regression (SVR). SVR is a supervised learning technique used for regression problems and represents a variation of the well-known Support Vector Machines (SVM). The whole dataset has been exploited to build a data-driven model for each track circuit, by tuning the model parameters. The SVR performance depends largely on the value of its hyper-parameters and the selected kernel: in this study, the Gaussian kernel has been selected and the hyper-parameters have been calibrated identifying also the error of each specific model, as described in Section 5.

Regarding the anomaly detection function enabled by the predictive model, knowing the model error from the validation, once the error is subtracted, the deviation between the outcome of the prediction model and the actual value of the considered parameter represents an indicator of possible anomalies. If the deviation is low the track circuit status is considered normal/healthy, if the deviation is high (or more precisely over a threshold) the track circuit status is identified as anomalous. In Fig. 5, the output of the prediction model is depicted. In particular, the prediction of a specific parameter (shunt level) trend over time is represented.

Both models provide for each track circuit an anomaly status indication. If an anomaly alarm occurs, this means that track circuits' parameters present values outside the correct range and the recalibration is performed. The recalibration consists of re-setting track circuits' parameters inside the regular operative interval of values. The anomaly detection system allows to identify more accurate thresholds, respect to the thresholds provided by design, and makes possible to consider specific thresholds for each track circuit, taking into account the different conditions affecting the asset (e.g. ballast condition and aging, position along the line, circuit's characteristics).

Starting from the information received from the data driven model, a Decision Support System has been built in order to plan maintenance interventions on track circuits, considering their criticality for service availability. (IN2SMART D.9.1[37] and D.9.3 [38]).

The decision support system is aimed at supporting maintenance managers and operators in making decisions on the prioritization of interventions, with the final aim of guaranteeing the achievement of the desired targets of service's availability, reliability and efficiency.

Therefore, the decision support system is able to consider, not only the status of track circuits, but also the relevant targets for the decision-maker. Hence, the DSS supports the planning of maintenance actions minimizing a complex cost function covering multiple aspects of the railway maintenance process, like the interactions with trains' circulation, the resources availability, the service's disruptions probability.

More in details, the optimization problem is formulated as a Mixed Integer Linear Programming (MILP) problem considering in the objective function the following terms:

- *The minimization of completion time for the maintenance activities.*

- Tutte le attività di manutenzione sono assegnate ad un singolo intervallo temporale e sono completate nell'intervallo.
- Ogni attività deve essere assegnata ad una squadra di manutenzione.

L'algoritmo di supporto alle decisioni consente di fornire automaticamente la soluzione migliore, in base ai KPI considerati dal gestore dell'infrastruttura, anche in caso di eventi imprevisti, migliorando la resilienza del servizio ferroviario (IN2SMART D.9.4 [40]).

Ogni volta che nuovi input provenienti dai modelli di analisi dati diventano disponibili e lo stato del circuito di binario subisce variazioni, l'ottimizzazione viene rieseguita e viene fornita in automatico una nuova soluzione, grazie ad un approccio di pianificazione dinamica. Il piano aggiornato viene fornito alle squadre di manutenzione con sufficiente anticipo e, comunque, prima dell'inizio del turno di lavoro.

Riassumendo, il piano viene adattato dinamicamente nei seguenti casi:

- Se i risultati dei modelli predittivi differiscono dai risultati precedenti, poiché sono disponibili input aggiornati.
- Se si verifica un guasto imprevisto rilevato da un allarme.
- In caso di eventi imprevisti durante la fase di esecuzione della manutenzione, come il ritardo degli interventi di manutenzione o l'indisponibilità delle squadre di manutenzione.

Il DSS è in grado di:

- Definire l'assegnazione ottimale delle attività di manutenzione alle squadre disponibili, bilanciando il loro carico di lavoro.
- Definire il percorso ottimale di ciascuna squadra di manutenzione lungo la rete, tenendo conto della distribuzione nello spazio dell'infrastruttura ferroviaria e considerando il tempo necessario per spostarsi tra diversi punti della linea (tempo di set-up).
- Allocare le attività di manutenzione alle finestre temporali disponibili per gli interventi di manutenzione.

In Fig. 6, è rappresentato un estratto del piano di manutenzione, relativo ad alcune sezioni della linea, e il suo aggiornamento a seguito della ricezione di nuove informazioni. Nel piano sono riportati gli intervalli di occupazione dell'infrastruttura per gli interventi di manutenzione e le sezioni in cui gli interventi sono effettuati. Le attività sono assegnate a due squadre di lavoro, Team 1 e Team 2, e sono rappresentate nei colori giallo e verde, rispettivamente, mentre il tempo di spostamento è rappresentato in nero.

Se prima del successivo intervallo di manutenzione diventano disponibili input aggiornati dall'analisi dati, il problema viene risolto fornendo una nuova pianificazione. In

- *The minimization of maintenance teams' paths.*
- *The minimization of the difference between maintenance teams' workloads.*

- *The minimization of the service's disruption risk.*

The main assumptions of the model are:

- *Track circuits with null or negligible failure probability are not considered.*
- *The time horizon is subdivided into non-continuous train-free sub-intervals during which the trains' circulation is forbidden and maintenance activities can be performed; the duration, the starting and final instant of each sub-interval are assumed to be given by the traffic manager.*
- *The available maintenance teams are known and can process any maintenance activity.*
- *The average processing times of maintenance activities are known.*
- *Each maintenance team can perform only an activity at a time.*

The constraints of the optimization model is expressed via the mathematical formulation provided in [39].

The constraints guarantee:

- *The precedence relation between the activities on the assets.*
- *That each activity is assigned only to a single time interval and is finished within the train-free interval.*
- *That each activity is assigned to a maintenance team.*

The decision support algorithm allows to automatically provide the best solution, according to the KPIs' relevance for the infrastructure manager, also in case of unexpected events, fostering service's resiliency (IN2SMART D.9.4[40]).

Any time new inputs from the data-driven models become available and the track circuit's status changes, the optimization can be re-launched and a new automated solution is provided, achieving a day-to-day dynamic planning approach. The updated plan is provided, to the maintenance operators, sufficient time in advance and, in any case, before the beginning of the work shift.

Summing up, the plan is dynamically adapted in the following cases:

- *If data-driven models' results differ from the previous ones, since updated inputs are available.*
- *If an unexpected failure occurs and is detected by an alarm.*
- *In case of unexpected events during the maintenance execution phase, such as maintenance interventions' delay or maintenance teams' unavailability.*

The DSS is able:

- *To define the optimal assignment of maintenance activities to the available maintenance teams, balancing the workload.*

Fig. 6 sono evidenziati due aggiornamenti del piano relativi ad attività di manutenzione riallocate da una squadra di manutenzione all'altra e da una finestra temporale all'altra, nel caso di sezioni della linea coinvolte in più di una occupazione. La pianificazione viene modificata in base agli input aggiornati relativi allo stato dei circuiti di binario.

Per quanto riguarda la visualizzazione degli output, è stata sviluppata un'interfaccia per supportare gli operatori, costituita da diverse schermate che offrono all'utente differenti tipologie di visualizzazioni e informazioni (IN2SMART D.2.2 [41]).

Le tre schermate considerate sono:

- Schermata strategica, che permette la visualizzazione degli indicatori di prestazione (KPI) dell'intero sistema.
- Schermata tattica, che mostra informazioni e trend relativi allo stato di ciascun sottosistema e fornisce gli output degli strumenti di supporto decisionale.
- Schermata operativa, che fornisce informazioni dettagliate sullo stato passato, presente e futuro di ciascun componente.

In Fig. 7, la schermata strategica mostra le informazioni riguardanti la distribuzione temporale dei principali allarmi e la quantità di allarmi lungo la linea.

Come accennato, l'HMI (Human Machine Interface) strategica mostra informazioni di alto livello relative allo stato dell'intero sistema e fornisce l'andamento di specifici KPI come:

- Tempi di manutenzione.
- Tasso di guasto.

- To define the optimal path of each maintenance team along the network, taking into account the space-distributed aspect of railway infrastructure and considering the necessary time (set-up time) for moving from different points of the line.
- To allocate maintenance activities to the available time windows for maintenance interventions.

In Fig. 6, an extract of the maintenance plan and its adaption is shown for some sections of the line. The intervals of infrastructure possessions and the related signalling sections are indicated. The activities assigned to two maintenance teams, Team 1 and Team 2, are depicted in yellow and green colours, while the time between two consecutive interventions is depicted in black.

When updated inputs from the analytics become available, before the next maintenance interval, the problem is updated providing a new schedule. Figure 6 shows two shifts of maintenance activities from one maintenance team to the other and from one possession interval to another, if the same signalling sections are available for maintenance. Moreover, the planning is changed according to the updated inputs on track circuits' status.

Regarding the outputs visualization, a Human Machine Interface has been developed to support the operators, which consists of different dashboards that offer different types of views and information to the user (IN2SMART D.2.2 [41]).

The three considered levels are:

- Strategic dashboards, which track key performance indicators (KPIs) of the whole system.
- Tactical dashboards, which show information and

Date - time	09/05/2018 01:25 - 4:45	10/05/2018 00:35 - 4:45	11/05/2018 02:10 - 4:45
Signalling sections	Sections 1 - 4	Sections 3 - 8	Sections 1 - 4
Team 1	TC 01345 TC 01373 TC 01312	TC 01368 TC 01352 TC 01343	TC 01356 TC 01363
Team 2	TC 01322 TC 01382 TC 01394	TC 01326 TC 01313 TC 01315	TC 01389 TC 01376

REPLANNING

Date - time	09/05/2018 01:25 - 4:45	10/05/2018 00:35 - 4:45	11/05/2018 02:10 - 4:45
Signalling sections	Sections 1 - 4	Sections 3 - 8	Sections 1 - 4
Team 1	TC 01345 2 TC 01363 TC 01312	TC 01368 1 TC 01382 TC 01343	TC 01356 2 TC 01373
Team 2	TC 01322 1 TC 01352 TC 01394	TC 01326 TC 01313 TC 01315	TC 01389 TC 01376

Figura 6 - Pianificazione dinamica degli interventi di manutenzione.

Figure 6 - Dynamic adaption of maintenance plan.



Figura 7 - Dashboard strategica della HMI.

Figure 7 - HMI strategical dashboard.

- Indisponibilità del sistema nell'intervallo temporale di riferimento.
- Numero di interventi di manutenzione nell'intervallo temporale di riferimento.

Le diverse schermate dell'HMI considerano le esigenze dei diversi utenti finali, quali:

- Il proprietario dell'infrastruttura.
- Il gestore dell'infrastruttura.
- Il fornitore dei servizi di manutenzione.
- Il pianificatore della manutenzione.
- L'operatore di manutenzione.

Riassumendo, i principali risultati del prototipo presentato sviluppato dal progetto IN2SMART sono stati:

- La progettazione di modelli in grado di fornire informazioni sullo stato di ciascun circuito di binario, tenendo conto delle diverse condizioni operative, evitando inutili ricalibrage e prevenendo false occupazioni.
- Lo sviluppo di algoritmi di supporto decisionale per fornire la priorità degli interventi tenendo conto dello stato dei circuiti di binario, nonché della loro criticità e dei KPI rilevanti per il decisore, ottimizzando l'utilizzo del tempo disponibile per la manutenzione e l'uso delle risorse.

trends related to the status of each system and provide decision support tools.

- *Operational dashboards, which provide detailed information about past, present and future status of each components.*

In Fig. 7, the strategic dashboard is represented with the information regarding the temporal distribution of the major alarms and the amount of alarms along the track line.

As mentioned, the strategic HMI shows high level information related to the status of the whole system and provides the trend of specific KPIs such as:

- *Maintenance cost.*
- *Failure rate.*
- *System unavailability.*
- *Number of maintenance interventions per year.*

The different HMI dashboards are focused on the needs of each specific final user such as:

- *Infrastructure owner.*
- *Infrastructure manager.*
- *Maintenance service provider.*
- *Maintenance planner.*
- *Maintenance operator.*

5. Validazione del prototipo

La validazione e i test del prototipo del sistema IAMS sono stati eseguiti definendo i KPI che consentono di valutare le prestazioni del sistema e che rappresentano gli obiettivi del decisore (IN2SMART D.2.2[41]).

Più in dettaglio, sono stati identificati cinque KPI per testare i modelli di analisi dati (IN2SMART D.8.2 [42] e D.8.6 [43]) e quattro KPI per le funzionalità di supporto decisionale.

I modelli sono stati testati su un campione di 300 circuiti di binario di una linea urbana di 20 km con dati raccolti dal 2017, con un aumento della frequenza di osservazione a 5 minuti negli ultimi due anni.

I modelli sono stati sviluppati utilizzando Python, e i processi di apprendimento, validazione e test sono stati condotti nel laboratorio di Hitachi Rail STS in un ambiente Hadoop, sfruttando l'architettura Spark (l'ambiente considerato riproduce l'ambiente operativo presente in campo).

Per quanto riguarda le prestazioni del primo modello sviluppato, ossia il modello OCSVM di *anomaly detection* descritto in [4], sono stati valutati i seguenti indicatori di performance, la cui notazione di riferimento è riportata in Tab. 2:

- $PA = \frac{TA}{A} = \frac{TA}{TA+FA}$
- $AR = \frac{TA}{OF}$
- S_{tff}

Per quanto riguarda, invece, la validazione del modello SVR, l'indicatore di prestazione considerato è stato l'*accuratezza del modello predittivo*, ossia l'accuratezza della previsione del *livello di shunt* all'istante temporale di riferimento successivo.

L'accuratezza della previsione è ottenuta calcolando l'errore del modello ed è espressa in riferimento al Mean Absolute Percentage Error (MAPE) come 1-MAPE.

Le prestazioni del modello SVR sono state valutate applicando il cosiddetto approccio di modellazione 'online' e sono state confrontate con quelle di un tradizionale modello di Moving Average (MA).

Dato che il modello SVR è caratterizzato da una fase di apprendimento, l'insieme dei dati è stato suddiviso in due: parte dei dati disponibili "training set" sono stati utilizzati per costruire il modello, mentre la restante parte "test set" è stata utilizzata per la valutazione delle prestazioni. Pertanto, l'approccio di modellazione online è stato sviluppato secondo i seguenti passi, come descritto in Fig. 8:

1. L'insieme dei dati è suddiviso in campioni riferiti ad intervalli temporali di 2 settimane (rispettando l'ordine temporale dei dati raccolti).
2. Il modello è costruito sul primo campione e testato sulle osservazioni del secondo campione.
3. L'ultimo campione di dati è integrato nel set di trai-

Summing up, the main outcomes of the presented IN2SMART prototype were:

- *The design of models able to provide information about the status of each track circuit taking into account their different operating conditions, avoiding unnecessary recalibrations and preventing false occupancies.*
- *The development of decision support algorithms to provide the prioritization of interventions taking into account the status of track circuits, as well as their criticalities and the relevant KPIs for the decision maker, optimizing the exploitation of the available time for maintenance and the use of resources.*

5. Prototype validation

The validation and test of IAMS prototype is performed by defining the KPIs that allow to evaluate the IAMS performance and that represent the decision maker's goals (IN2SMART D.2.2 [41]).

More in details, five KPIs have been identified for testing IAMS data analysis (IN2SMART D.8.2 [42] and D.8.6 [43]), and four KPIs have been selected for the IAMS decision-support functionalities.

The model have been tested on a sample of 300 track circuits of a 20 km line, the data were collected since 2017, with a data collection frequency that was increased to 5 minutes in the last two years. Moreover the available weather data are exploited.

The models have been developed using python and the learning, validation and testing processes have been performed at the Hitachi Rail STS laboratory in a Hadoop environment, exploiting Spark Framework (the selected environment is a copy of the one operative on the field which represents the demonstrator for part of this work).

Regarding the OCSVM model for the anomaly detection, described in [4], the following performance indicators have been considered, whose notation is provided in Tab. 2:

- $PA = \frac{TA}{A} = \frac{TA}{TA+FA}$
- $AR = \frac{TA}{OF}$
- S_{tff}

Regarding the validation of the SVR model, the considered KPI is the Predictive models accuracy, which is the accuracy of the one-step ahead shunt level prediction.

The accuracy of the prediction is calculated considering the model error, since it is expressed, with respect to the Mean Absolute Percentage Error (MAPE), as 1-MAPE.

The performance of the SVR data-driven model has been evaluated by applying a so-called "online" modelling approach and it is compared to a traditional Moving Average (MA) model.

ning e il modello è aggiornato simulando l'evoluzione nel tempo.

4. Il modello è testato sul campione di dati successivo. Le fasi 3 e 4 sono iterate finché il periodo temporale dei dati disponibili è stato interamente considerato.

Più precisamente, il training set, ad ogni iterazione è stato suddiviso in un set di training propriamente detto ed un set di validazione, in modo da includere la calibrazione del modello nel processo di modellazione online.

La procedura è stata svolta separatamente per ciascun circuito di binario, generando uno specifico modello di previsione per ciascuno di essi.

Le prestazioni del modello SVR sono state confrontate con le prestazioni di un modello Moving Average basato sui valori del livello di Shunt. In base al numero m di osservazioni passate considerate sono stati estratti diversi campioni di dati. Pertanto, variando il valore del parametro m , sono stati generati più modelli MA per ciascun circuito di binario. Indicando ciascun modello di Moving Average come $MA(m)$ si avrà, ad esempio, che il modello $MA(1)$ rappresenterà il modello costruito considerando soltanto l'ultima osservazione del livello di Shunt. È opportuno sottolineare che questo modello non richiede una fase di training, pertanto l'intero training set è stato utilizzato per la valutazione del migliore valore di m .

In Fig. 9 sono rappresentati i risultati del modello predittivo SVR e del modello MA: un insieme di osservazioni relative al primo campione sono utilizzate per istruire il modello, mentre i campioni di osservazioni successive sono utilizzati per valutare le prestazioni di previsione dei due modelli. Ogni ora, sono osservati i reali valori del livello di Shunt, ed è valutato l'errore della previsione ottenuta con il modello SVR e con il modello MA.

Considerando le prestazioni predittive del modello SVR, rispetto agli altri modelli MA utilizzati, si è osservato che:

- I risultati ottenuti sono promettenti dato che i modelli SVR sviluppati per tutti i circuiti di binario hanno un errore medio (MAPE) inferiore allo 0.5%.

Tabella 2 – Table 2

Definizione delle notazioni
Notation definition

Notation Notation	Variable Variable	Definition Variable
AT A	Anomalie totali <i>Anomalous Observation</i>	Numero totale di scostamenti identificati come anomalie dal modello <i>Total number of patterns identified as anomalous by the model</i>
OF OF	Guasti totali <i>Total Occurred Failure</i>	Numero totale di false occupazioni del binario <i>Total number of occurred false track occupancies</i>
AR TA	Anomalie reali <i>True Anomaly</i>	Anomalia rilevata al massimo 1,5 mesi prima di un guasto (evento di falsa occupazione) <i>Anomaly event which occurs at most 1,5 months before a reported failure</i>
FA FA	False anomalie <i>False Anomaly</i>	Anomalia che non è stata seguita da un guasto nei seguenti 1,5 mesi <i>Anomaly event which is not followed by a reported failure in the following 1,5 months.</i>
PA PA	Precisione dell'anomaly detection <i>Anomaly detection precision</i>	Percentuale di anomalie che hanno portato ad un guasto <i>Percentage of anomalies followed by a failure</i>
AR AR	Tasso di anomalie reali <i>True Anomaly Rate</i>	Percentuale di guasti rilevati dal modello <i>Percentage of failure detected by the model</i>
S_{tf} S_{tf}	Time-to-failure <i>Time-to-failure</i>	Tempo intercorso tra l'anomalia e la falsa occupazione del binario <i>Time between the anomaly and the false track occupancy</i>

Since the SVR model is characterized by a learning phase, the dataset has been divided: part of the available data ("training set") has been used to build the model, while the rest has been exploited for the performance evaluation ("test set"). Therefore, the so-called "online" modelling approach has been performed according to the following steps, as described in Fig. 8:

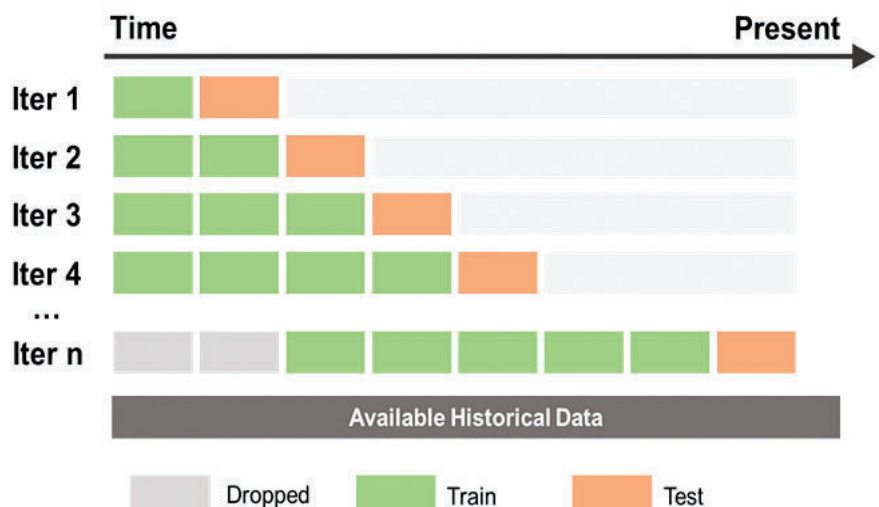


Figura 8 - Procedura online di validazione e test del modello di analisi dati.
Figure 8 - Procedure for online validation and testing of data-driven models.

- I modelli relativi ai circuiti di binario situati all'esterno hanno mostrato le migliori prestazioni, sfruttando la correlazione con i dati meteo.
- I modelli MA che sfruttano solo i dati del livello di Shunt non identificano problemi dovuti ad altri parametri del segnale, mentre l'applicazione del modello SVR permette di prevedere l'andamento del livello di shunt sfruttando anche i dati meteo e gli altri parametri del circuito di binario come la variazione del livello del segnale all'unità di coupling e al ricevitore.

I KPI identificati per valutare le funzionalità dei modelli di supporto decisionale (IN2SMART D.9.4 [40]) sono ottenuti confrontando i risultati delle simulazioni in laboratorio con le attuali *best practice* relative alla pianificazione della manutenzione.

Gli indicatori di prestazione considerati sono:

- Riduzione dei tempi di lavoro $\sum_{m=1}^{|J|} \sum_{i=1}^{|A|} t_{i,m}$, ossia del tempo necessario per completare le attività di manutenzione dove $t_{i,m}$ è il tempo di completamento dell'attività di manutenzione sul circuito di binario $i \in A$ svolta dalla squadra m ;
- Bilanciamento del carico di lavoro tra le squadre di manutenzione $\sum_{m=1}^{|J|} \sum_{g=1, g \neq m}^{|J|} (\Delta L_{m,g} + \Delta E_{m,g})$, dove $\Delta L_{m,g}$ è la differenza tra la lunghezza dei percorsi descritti dalle squadre m e g mentre $\Delta E_{m,g}$ è la differenza tra il numero di attività assegnate alle squadre m e g .
- Ottimizzazione del percorso degli operatori $\sum_{m=1}^{|J|} L_m$, valutata tenendo conto della posizione degli asset lun-

1. Data is divided in batches of 2 weeks (respecting the temporal order).
2. The model is trained on the first batch and tested with newer observations of the second batch in time order.
3. The last batch of data is integrated into the training dataset and the model is re-trained (simulating the time evolution).
4. The model is tested with the following batch and the process is iterated on step 3 and 4 until all the available period is covered.

More in detail, for each iteration, the selected "training set" has been in turn split in "training set" and "validation set" to include the model calibration phase in the "online" modelling procedure. The procedure has been performed separately for each track circuit, generating a different predictive model for each track circuit.

The predictive performance of the SVR model has been compared to a Moving Average model (MA model) based on the past value of the shunt signal. Depending on the number of past observation included in the model a new dataset is extracted. Different values of have been tested generating for each track circuit a set of MA models with different values of m . If each model is referred as MA (m) model, the model MA (1), for example, represents a model developed exploiting only the last shunt level signal observation. It is worth noting that this model does not require a training phase and therefore the whole "training set" has been used for the selection of the best value of m .

In the Fig. 9, a visual example of the modelling procedure and predictive performance is presented: a set of obser-

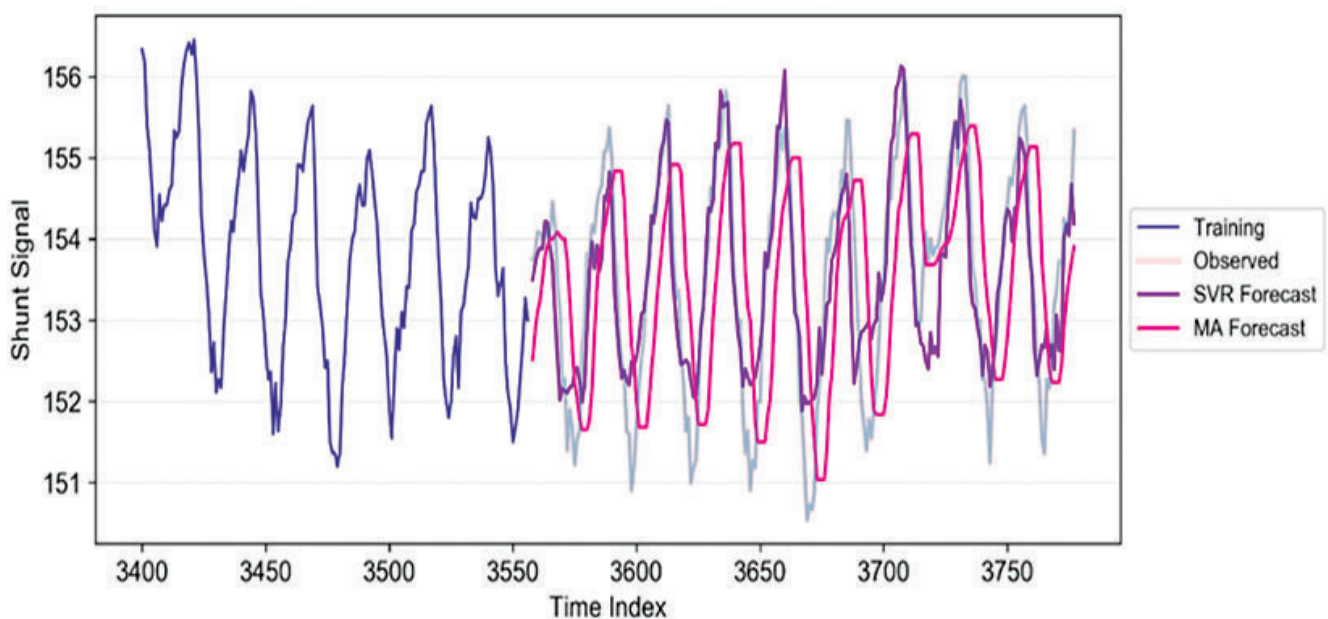


Figura 9 - Andamento del livello di Shunt nel tempo: confronto tra i valori osservati, la predizione del miglior modello SVR, la previsione del miglior modello MA.

Figure 9 - Predicted shunt signal trend: comparison between observed values, best SVR model predictions and best MA model predictions on a batch of test data.

go la linea, dove L_m è il percorso totale descritto dalla squadra $m \in T$;

- Riduzione delle interruzioni del servizio. $\sum_{i=1}^{|A|} c_i d_i$ dove d_i è la differenza tra l'istante di esecuzione pianificato e l'istante di esecuzione atteso in base alla criticità c_i del circuito di binario i ;

I risultati attesi all'inizio del progetto IN2SMART e i risultati ottenuti alla fine del progetto sono riportati in Tab. 3, insieme ai valori attesi alla fine del progetto in corso, IN2SMART2.

I risultati mostrano un valore inferiore a quello previsto, solo per il KPI 1 'precisione dell'anomaly detection' e il KPI 8 'riduzione del percorso compiuto dagli operatori'. La precisione dell'anomaly detection verrà incrementata nel progetto successivo IN2SMART2, sfruttando le potenzialità del modello predittivo anche per la funzionalità di anomaly detection.

Per quanto riguarda il KPI 8, il valore inferiore a quello atteso è dovuto al confronto con la prassi attuale per la gestione delle squadre che svolgono gli interventi di manutenzione preventiva, già basata sulla minimizzazione della distanza percorsa.

Dal punto di vista qualitativo, i principali vantaggi conseguiti grazie al sistema IAMS sono:

- La maggiore affidabilità e disponibilità del sistema, ovvero la riduzione dei tempi di inattività dei sistemi, grazie a capacità predittive in grado di prevenire guasti critici.
- La migliore conoscenza dei sistemi grazie alla correlazione delle informazioni provenienti da diverse fonti di dati.
- L'identificazione/correzione tempestiva dei difetti critici, con conseguente riduzione degli interventi di manutenzione correttiva.
- L'ottimizzazione della pianificazione delle attività di asset management, grazie alla stima corretta delle condizioni attuali e future dell'infrastruttura e della disponibilità delle risorse.
- La riduzione dei costi operativi e di manutenzione, utilizzando le funzionalità di supporto decisionale per ottimizzare l'organizzazione e la gestione della manutenzione.
- La pianificazione e l'utilizzo efficiente dei tempi di occupazione dell'infrastruttura, aumentando così la disponibilità della linea, evitando sanzioni contrattuali e migliorando la sicurezza degli operatori.
- La maggiore flessibilità e resilienza dell'infrastruttura ferroviaria, grazie alla capacità del sistema IAMS di gestire incertezze ed eventi imprevisti, adattando dinamicamente le decisioni.

variations related to a first batch is used to train the models while the subsequent batch data is used to evaluate the predictive performance. Every hour, the true shunt signal value is observed and the prediction error of the best SVR model and of the best MA model are evaluated.

Considering the predictive performance of the SVR model, with respect to the other evaluated MA models, it is worth highlighting that:

- The overall results are promising since all the SVR models achieved an error (MAPE) lower than 0.5%
- Models related to open-air track circuits achieved better predictive performance, exploiting the correlation with the weather data.
- MA models, which exploits only shunt signal, will never identify a problem related to other signals parameters, while, the application of the SVR model demonstrates the possibilities of predicting shunt signal with high accuracy exploiting weather data and observations of the other functional parameters, such as Coupling Unit Error and Received signal.

The KPIs, identified for testing the IAMS decision support (IN2SMART D.9.4 [40]), are evaluated by comparing the results of the in-lab simulation with the performance of the current best practice for maintenance planning.

The following KPIs are considered:

- Man-hour reduction, $\sum_{m=1}^{|T|} \sum_{i=1}^{|A|} t_{i,m}$ which is the time needed for completing the maintenance activities, where t is the completion time of maintenance activity on the track circuit $i \in A$ performed by maintenance team m ;
- Balance of maintenance teams workload, $\sum_{m=1}^{|T|} \sum_{g=1, g \neq m}^{|T|} (\Delta L_{m,g} + \Delta E_{m,g})$ where $\Delta L_{m,g}$ is the difference between the paths travelled by the working team m and g and $\Delta E_{m,g}$ is the difference between the number of jobs assigned to working team m and g .
- Operators' path optimization, $\sum_{m=1}^{|T|} L_m$ evaluated taking into account the position of assets along the line. L_m is the total path travelled by the working team $m \in T$;
- Reduction of service disruptions. $\sum_{i=1}^{|A|} c_i d_i$ where: d_i is the difference between the planned time of execution and the expected one according to the criticality c_i of the track circuit i ;

The expected value at the beginning of IN2SMART project and the obtained results at the end of IN2SMART are reported in Tab.3, with the expected values at the end of the ongoing project IN2SMART2.

The results show a value lower than the expected one, only for KPI 1 and KPI 8. The precision of the anomaly detection will be further improved in the follow-up project IN2SMART2, exploiting the potentiality of the predictive model also for the anomaly detection functionalities.

Regarding KPI 8, the low value is due to the comparison with the current best practice, for managing maintenance

Tabella 3 – Table 3

KPI del sistema IAMS
IAMS KPIs

KPI KPI number	Descrizione KPI Description	Risultato atteso Expected results	Risultato ottenuto alla fine di IN2SMART Obtained results at the end of IN2SMART	Valore atteso alla fine di IN2SMART2 Expected value at the end of IN2SMART2
KPI 1 KPI 1	Precisione dell'anomaly detection Anomaly detection precision	80%	67%	90%
KPI 2 KPI 2	Tasso di anomalie reali True anomaly rate	>70%	80%	>80%
KPI 3 KPI 3	Tempo tra il rilevamento dell'anomalia e il guasto Time between the detection of the anomaly and the failure	>24 h	3.5 d	>24 h
KPI 4 KPI 4	Accuratezza del modello predittivo Predictive models accuracy	70%	95%	>80%
KPI 5 KPI 5	Tempo dall'acquisizione dei dati alla visualizzazione sulla HMI Data processing from acquisition to HMI	< 60 s	11 s	< 10 s
KPI 6 KPI 6	Riduzione dei tempi di lavoro Man-hour reduction	15%	17%	40%
KPI 7 KPI 7	Miglior bilanciamento del carico di lavoro Increase of the balance of maintenance teams workload	25%	26%	40%
KPI 8 KPI 8	Riduzione del percorso compiuto dagli operatori Operator path length reduction	10%	7%	30%
KPI 9 KPI 9	Riduzione delle interruzioni del servizio Reduction of service disruption	10%	15 %	25%

6. Implementazione sul campo

È attualmente in corso, nell'ambito di IN2SMART2, l'implementazione sul campo del sistema IAMS su una linea metropolitana italiana, in particolare la linea 5, senza conducente, della metropolitana di Milano, dotata del sistema di segnalamento di Hitachi Rail STS.

L'implementazione del sistema IAMS include:

- La validazione sul campo degli strumenti analitici per il rilevamento automatico delle anomalie e la previsione del degrado degli asset.
- La validazione del modulo di integrazione dei diversi formati di dati manutentivi.
- L'implementazione dell'architettura di analisi dati.
- La validazione sul campo degli strumenti di supporto decisionale per la pianificazione della manutenzione a lungo, medio e breve termine.

Tutte le attività in corso rappresentano un'espansione (in termini di dimensioni e tecnologie considerate) del caso d'uso di IN2SMART relativo ai circuiti di binario e devono concludersi con tecnologie dimostrate/con-

nance teams during preventive maintenance, which is already based on the minimization of the covered distance.

From the qualitative point of view, the main achieved benefits deriving from the IAMS are:

- The increased system's reliability and availability, that is, the reduction of systems downtimes, exploiting predictive capabilities to prevent critical failure.
- The improved systems knowledge thanks to the correlation of information coming from different data sources.
- The early/timely identification and correction of critical defects with the reduction of corrective maintenance interventions.
- The optimization of asset management plans based on the correct estimation of current and future infrastructure conditions, and the availability of resources.
- The reduction of operating and maintenance costs, using decisional capabilities to optimize maintenance organization and management.
- The efficient plan and usage of track access times, thus increasing track availability, avoiding contractual penalties and increasing workers' safety.

validate in un ambiente corrispondente ad un livello di sviluppo tecnologico (Technology Readiness Level) TRL6 / 7.

Il modello di *anomaly detection*, studiato all'interno di IN2SMART, inizialmente limitato alla valutazione dell'andamento del segnale dei circuiti di binario, è in via di ampliamento considerando la modellazione del comportamento di altri asset.

Infine, sono in fase di sviluppo funzionalità a valore aggiunto del DSS e nuovi algoritmi, che sfruttano la raccolta di dati ferroviari aggregativi.

L'obiettivo è monitorare più asset in tempo reale, come i dispositivi di segnalamento di bordo (Automatic Train Control, trasmissione dati, ...), i dispositivi di segnalamento lungo linea e di stazione (circuiti di binario, deviatoi, armadi del segnalamento), i parametri dei veicoli (peso, difetti delle ruote, impatto dinamico), rendendo possibile estrarre informazioni sul loro stato e includerne la manutenzione nella pianificazione predittiva.

Si sta esplorando anche la possibilità di utilizzare i dati sul comportamento degli utenti e sui flussi dei passeggeri, al fine di ridurre al minimo l'impatto della manutenzione sulla qualità del servizio e di includere nelle funzionalità del DSS aspetti logistici relativi alla manutenzione, come la fornitura di pezzi di ricambio e la gestione del personale e delle attrezzature.

L'architettura IT per l'integrazione completa degli algoritmi di supporto decisionale e di analisi dati è in fase di implementazione, con riferimento all'architettura IT delineata in IN2SMART e ulteriormente dettagliata in IN2SMART2, garantendo la perfetta comunicazione tra *Data Analytics* e moduli DSS. Infine, l'HMI verrà definita in dettaglio e testata, con l'obiettivo di passare dalle HMI statiche tradizionali a HMI dinamiche, in grado di adattarsi alle esigenze degli utenti.

7. Risultati attesi dai test in campo

Il principale risultato atteso dall'implementazione in campo dei modelli di analisi dati è l'identificazione degli asset più critici e conseguentemente delle sezioni più critiche della linea.

Dato che gli algoritmi di analisi dati permettono di individuare i problemi ricorrenti e le relative cause e conseguenze per il sistema, in base alle relazioni tra asset e componenti; l'analisi dei dati storici sugli eventi di guasto può guidare le decisioni future verso una gestione più efficiente delle situazioni critiche.

Pertanto, per quanto riguarda le funzionalità di analisi dati, gli ulteriori obiettivi previsti in IN2SMART2 sono:

- Introdurre modelli di *anomaly detection* e predizione (sfruttando i dati disponibili) per ulteriori tipologie di asset del sistema di segnalamento ferroviario oltre ai circuiti di binario, come deviatoi, sistemi di segnalamento di bordo, etc. al fine di fornire informazioni sul

- *The increased flexibility and resiliency of railway infrastructure, thanks to IAMS ability of dealing with uncertainties and unexpected events, by dynamically adapting the decisions.*

6. IAMS in-field implementation

Within IN2SMART2, the in-field implementation of the IAMS to an Italian metro line, specifically Milan Metro driverless Line 5, equipped with Hitachi Rail STS signalling system, is currently in progress.

The IAMS implementation includes:

- *the in-field validation of analytic tools for automatic detection of anomalies and prediction of railway assets decay;*
- *the validation of an open standard interface for maintenance applications;*
- *the implementation of the data analytics architecture;*
- *and the in-field validation of decision support tools for long, mid- and short-term maintenance planning.*

All these activities represent an expansion (in size and technological challenges) of the IN2SMART Use Case on track circuits and shall finish with technologies demonstrated/validated in a Technology Readiness Levels TRL6/7 environment.

The anomaly detection, investigated within IN2SMART, limited to the signal trend of track circuits, is now expanded by modelling also the behavior of other signalling assets.

Finally, added-value functionalities of the DSS and new algorithms are under development, exploiting the collection of additional data.

The objective is to monitor additional assets in real time, such as on-board signalling devices (Automatic Train Control, data transmission, ...), wayside signalling devices (track circuits, switches, signalling racks), vehicles' parameters (weight, wheels defects, dynamic impact), making possible to extract information on their status and to include their maintenance in the predictive planning.

In addition, the possibility of using data on users' behavior and passengers' flows is explored, in order to minimize the impact of maintenance on service quality, as well as the integration of logistics aspects related to maintenance, such as the spare parts supply, and the management of personnel and equipment in the DSS functionalities.

The IT architecture for the complete integration of the DSS algorithms with the Data Analytics is under implementation, considering the IT architecture sketched in IN2SMART and now furtherly detailed in IN2SMART2, guaranteeing the seamless communication between Data Analytics and DSS modules. Finally, the related HMI will be defined in detail and tested, pursuing the shift from traditional static HMIs to context-aware HMIs, able to adapt themselves to user needs.

loro stato, tenendo conto delle loro diverse condizioni operative, evitando attività di manutenzione non necessarie e prevenendo interruzioni del servizio.

- Perfezionare gli strumenti di pre-elaborazione e analisi dei dati, in relazione alle caratteristiche del dato stesso relativo al componente in esame, consentendo l'incremento della qualità dei dati raccolti e la quantità dei dati gestiti dal sistema.
- Migliorare i modelli di analisi dati e sviluppare algoritmi avanzati, partendo dai risultati di IN2SMART, tenendo conto delle caratteristiche delle applicazioni reali, della disponibilità e qualità dei dati e dei requisiti richiesti dal gestore dell'infrastruttura.

Per quanto riguarda i principali risultati attesi dal IAMS DSS, gli algoritmi di supporto alle decisioni devono suggerire la pianificazione migliore, sulla base degli indicatori di prestazione più rilevanti per il gestore dell'infrastruttura, raggiungendo un alto livello di automazione nel processo decisionale, riducendo l'impegno richiesto all'operatore e permettendo l'applicazione di strategie di manutenzione prescrittiva. Il concetto di manutenzione prescrittiva va oltre il concetto di manutenzione predittiva: il sistema è in grado non solo di prevedere le misure di manutenzione necessarie, sfruttando l'analisi dei dati storici e dei dati raccolti in tempo reale, ma anche di definire un piano d'intervento [44], [45].

L'obiettivo è passare dalle procedure manuali basate sui giudizi degli operatori a un processo decisionale automatizzato basato sull'analisi dei dati e sugli algoritmi prescrittivi. Pertanto, la manutenzione prescrittiva rappresenta il passaggio dalla manutenzione preventiva ad una pianificazione proattiva e intelligente della manutenzione.

Riassumendo, le principali funzionalità del DSS, in corso di sviluppo in IN2SMART2, sono:

- Pianificare gli interventi di manutenzione tenendo conto dello stato dell'asset, delle loro criticità e dei KPI rilevanti per il decisore.
- Pianificare le finestre di occupazione dell'infrastruttura per eseguire gli interventi manutentivi, tenendo conto della domanda di trasporto degli utenti.
- Ottimizzare la programmazione (squadre e macchinari) tenendo conto delle diverse fonti di incertezza, come i tempi di esecuzione, e degli aspetti logistici, come la disponibilità dei pezzi di ricambio.

Per quanto riguarda gli indicatori di prestazione, l'insieme degli indicatori definiti in IN2SMART può essere considerato valido per il progetto in corso, ma in IN2SMART2 vengono perseguiti obiettivi più alti, come descritto in Tab. 3.

In particolare, i miglioramenti e i benefici previsti alla fine di IN2SMART2 sono:

- L'aumento dell'affidabilità operativa (meno interruzioni del servizio) attraverso il monitoraggio continuo

7. Expected results from the in-field tests

The main expected outcome from IAMS Data Analytics is the identification of the most critical assets and the related line sections through the analysis of the collected data.

Since IAMS Data Analytics allow the identification of recurrent problems, related causes and consequences for the system, based on the relations between assets and components, the analysis of past failure events can guide future decisions to a more efficient management of critical situations.

Summing up, considering the Data Analytics, the further expected goals for IN2SMART2 are:

- *To introduce anomalies detection and predictive models (exploiting the available data) of additional signalling assets, besides track circuits, such as switches, on-board systems, etc., in order to provide information about their status taking into account their different operating conditions, avoiding unnecessary maintenance activities and preventing service disruptions.*
- *To select and fine-tune data ingestion and filtering tools in relation to data and protocols characteristics with reference to the considered asset, allowing the increment of data quality and dimensionality management inside the data lake.*
- *To develop and continuously improve advanced data analytics, starting from IN2SMART results, taking into consideration real world characteristics, data availability and quality, and Infrastructure Manager requirements.*

Regarding the main expected outcomes from IAMS DSS, the decision support algorithms have to automatically provide the best plan, according to the KPIs' relevance for the infrastructure manager, achieving a high level of automation in the decision process, reducing the human effort and moving towards prescriptive maintenance strategies. The concept of prescriptive maintenance extends beyond the predictive maintenance concept: the system is able not only to predict the required maintenance measures, exploiting the analysis of historical and real-time data, but also to suggest a course of action [44], [45].

The goal is to shift from manual procedures based on operators' judgments to an automated decisional process based on data analysis and prescriptive algorithms. Thus, exploiting prescriptive maintenance represents a shift from planned preventive maintenance to proactive and smart maintenance planning.

Summing up, the main additional functionalities of IAMS DSS are:

- *To plan maintenance interventions taking into account assets status as well as their criticalities and the relevant KPIs for the decision maker.*
- *To plan the track possession windows taking into account the transport demand of users.*
- *To optimize the scheduling (teams and machinery) under consideration of different sources of uncertainty, such as uncertain execution time, and logistics aspects, such as spare parts availability.*

delle condizioni degli asset, la previsione dei guasti e la pianificazione delle azioni di manutenzione prescrittiva, durante le finestre temporali pianificate di occupazione della linea in assenza di circolazione o, nel peggiore dei casi, comunque al di fuori delle ore di punta della domanda di trasporto.

- La riduzione dei costi e della complessità dei processi di manutenzione e l'esecuzione ottimizzata della manutenzione, grazie agli strumenti di supporto alla pianificazione della manutenzione prescrittiva.
- Un più alto livello di automazione del processo decisionale, riducendo il carico di lavoro dell'operatore anche attraverso HMI dinamiche basate sull'intelligenza artificiale, raggiungendo strategie di manutenzione prescrittiva.
- La crescita dell'attrattività del servizio metro grazie alla mitigazione degli impatti in caso di interruzioni.

8. Conclusioni

Il documento mostra l'applicazione e la validazione dell'Intelligent Asset Management System (IAMS) sviluppato nell'ambito del progetto IN2SMART, descrivendo i relativi casi d'uso e la sua evoluzione nel progetto successivo, IN2SMART2. Sono stati descritti i principali vantaggi e risultati dell'applicazione di questo innovativo sistema di *asset management*, nonché l'approccio per la sua validazione e test sul campo.

È stata mostrata la continuità del flusso di lavoro tra i due progetti, entrambi sviluppati da Consorzi guidati da Hitachi Rail STS, evidenziando il percorso per raggiungere il livello di sviluppo tecnologico TRL 6/7.

L'applicazione dello IAMS consente di identificare anomalie, avere una valutazione delle condizioni degli asset e una previsione del loro stato futuro, guidando le attività di manutenzione e raggiungendo un'alta affidabilità e disponibilità del servizio.

Inoltre, il sistema IAMS consente, attraverso metodi di ottimizzazione, di dare priorità agli interventi di manutenzione anche in base agli obiettivi principali per i gestori dell'infrastruttura, come l'uso ottimale delle risorse e la riduzione delle interruzioni del servizio.

Nell'esempio trattato nel presente articolo, la descrizione dell'implementazione sul campo ha mostrato come migliorare i processi di manutenzione passando da strategie di manutenzione correttiva e preventiva a strategie predittive e prescrittive.

Infine, vale la pena ricordare che l'architettura progettata per la gestione dei dati e il processo decisionale, insieme alle lezioni apprese, potrebbe essere efficacemente adattata ad altri asset e scenari, rappresentando una valida soluzione per i gestori dell'infrastruttura in diverse applicazioni.

A higher level of fulfilment is pursued in IN2SMART2 for the KPIs defined within IN2SMART, that are still kept valid for the ongoing project, as described in Tab. 3, where the expected results are reported.

In particular, the expected improvements and benefits at the end of IN2SMART2 are:

- *The increase of operational reliability (less service disruptions) through continuous and precise condition monitoring of key components, predicting failures in advance and scheduling prescriptive maintenance actions, during regular possessions or, in the worst case, outside transport demand's peak hours.*
- *The reduction of maintenance cost and complexity of maintenance processes and optimized maintenance execution, thanks to prescriptive maintenance planning support tools.*
- *The higher level of automation in decision making, reducing human effort and improving context awareness through dynamic HMI and Artificial Intelligence, achieving prescriptive maintenance strategies.*
- *The growth of metro service attractiveness thanks to the mitigation of impacts in case of disruptions.*

8. Conclusions

The paper shows the application and validation of the Intelligent Asset Management System (IAMS) developed within IN2SMART project, describing its relevant use cases and its evolution in the follow-up project, IN2SMART2. The main benefits and results of the application of this innovative system for asset management, as well as the approach for its validation and in-field test, have been described.

The seamless work-flow between the two projects, both carried out by consortia led by Hitachi Rail STS, has been shown, highlighting the path to reach the final TRL 6/7 level.

The application of the IAMS makes possible to identify anomalies, to have an assessment of assets condition and a prediction of the future status, driving the maintenance activities and achieving a high reliability and availability of the service.

Moreover, the IAMS allows the exploitation of optimization methods in order to prioritize maintenance interventions also according to the main goals for the infrastructure managers, such as the optimal use of resources and the reduction of service disruptions.

In the presented case study, the description of the in-field implementation has shown how the maintenance process can be improved by shifting from corrective and preventive maintenance strategies to predictive and prescriptive ones.

Finally, it is worth mentioning that the designed architecture for data management and decision-making, together with the lessons learnt, could be effectively adapted to other assets and scenarios, representing an attractive solution for infrastructure managers in different applications.

BIBLIOGRAFIA - REFERENCES

- [1] A. CONSILVIO, C. CROVETTO, N. MAZZINO, F. PAPA, (2017), "La digitalizzazione dell'infrastruttura ferroviaria: verso una piattaforma intelligente per la manutenzione predittiva". Sicurezza ed Esercizio Ferroviario 5° Convegno Nazionale, pp. 215-226, Aracne Editore. ISBN:978-88-255-0806-2, DOI 10.4399/978882550806218.
- [2] A. CONSILVIO, C. CROVETTO, B. GUYOT, A. KIRWAN, N. MAZZINO, F. PAPA, (2018), "Towards an intelligent and automated platform for railway Asset Management", Proceedings of 7th Transport Research Arena TRA 2018, April 16-19, Vienna, Austria.
- [3] A. CONSILVIO, P. SANETTI, D. ANGUITA, C. CROVETTO, C. DAMBRA, L. ONETO, F. PAPA, N. SACCO, (2019), "Prescriptive Maintenance of Railway Infrastructure: From Data Analytics to Decision Support", 6th International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems, 2019, Kraków, Poland.
- [4] A. CONSILVIO, J. SOLÍS-HERNÁNDEZ, N. JIMÉNEZ-REDONDO, P. SANETTI, F. PAPA, I. MINGOLARRA-GARAIZAR, (2020), "On Applying Machine Learning and Simulative Approaches to Railway Asset Management: The Earthworks and Track Circuits Case Studies." Sustainability; vol. 12(6) pp. 2544.
- [5] N. ATTOH-OKINE, (2014), "Big data challenges in railway engineering", IEEE International Conference on Big Data (Big Data), Washington, DC, 2014, pp. 7-9.
- [6] C. MORRIS, J. EASTON, C. ROBERTS, (2014), "Applications of linked data in the rail domain" In IEEE International Conference on Big Data.
- [7] F. GHOFRANI, Q. HE, R.M.P. GOVERDE, X. LIU, (2018), "Recent applications of big data analytics in railway transportation systems: A survey", Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 90, pp. 226-246.
- [8] A. LUGARÀ (2018), "The railway predictive maintenance and the enabling role of the "Internet of Things (La manutenzione predittiva ferroviaria ed il ruolo abilitante dell'Internet of Things)", Ingegneria Ferroviaria, vol. 73, Issue 5, pp. 434-463.
- [9] A. LUGARÀ, D. BRUCIAFREDDO, (2019), "The predictive maintenance of railway bridges through an internet of things framework. An implementation proposal (La manutenzione predittiva dei ponti ferroviari attraverso un framework basato sull'internet of things. Una proposta di implementazione)" Ingegneria Ferroviaria 74(10), pp. 743-782.
- [10] G. DELL'ACQUA, S.G. DE OLIVEIRA, S.A. BIANCARDO, (2018), "Railway-BIM: Analytical review, data standard and overall perspective (BIM per infrastrutture ferroviarie: Stato dell'arte, standard dei dati e sviluppi generali)" Ingegneria Ferroviaria, vol. 73, Issue 11, 1 November, pp. 901-923.
- [11] R. KARIM, J. WESTERBERG, D. GALAR, U. KUMAR, (2016), "Maintenance Analytics – The New Know in Maintenance", IFAC-PapersOnLine, vol. 49, Issue 28, pp. 214-219.
- [12] A. THADURI, D. GALAR, U. KUMAR, (2015), "Railway assets: A potential domain for big data analytics" INNS Conference on Big Data Procedia Computer Science, vol.53, pp. 457-467.
- [13] K. PIPE, B. CULKIN, (2016), "An automated data-driven toolset for predictive analytics," 7th IET Conference on Railway Condition Monitoring (RCM 2016), Birmingham, 2016, pp. 1-7.
- [14] T. LEE, M. TSO, (2016), "A universal sensor data platform modelled for realtime asset condition surveillance and big data analytics for railway systems: Developing a "Smart Railway" mastermind for the betterment of reliability, availability, maintainability and safety of railway systems and passenger service," 2016 IEEE SENSORS, Orlando, FL, pp. 1-3.
- [15] A. MORANT, A. GUSTAFSON, P. SÖDERHOLM, (2016), "Safety and Availability Evaluation of Railway Signalling Systems" In: U. KUMAR, A. AHMADI, A. VERMA, P. VARDE, (eds) Current Trends in Reliability, Availability, Maintainability and Safety. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Cham.
- [16] I. COLLA, A. CONSILVIO, A. OLMÍ, A. ROMANO, M. SCIUTTO, (2018), "High Density - HD Using ERTMS: The Italian Solution for the Railway Traffic Management", IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2018 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Palermo, pp. 1-6.
- [17] Y. DAISUKE, N. MAZZINO, A. MACDONALD, F. NARDI, (2019), "Innovative Solutions for 'Digital Railways': ETCS Evolution and Intelligent Asset Management System" IRSE Australasia Technical Meeting, March, Brisbane.
- [18] T. LIDÉN, (2015), "Railway Infrastructure Maintenance - A Survey of Planning Problems and Conducted Research" Transportation Research Procedia, vol. 10, pp. 574-583.
- [19] M. FARIS, A. NÚÑEZ, Z. SU, B. DE SCHUTTER, (2018), "Distributed Optimization for Railway Track Maintenance Operations Planning" 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Maui, HI, pp. 1194-1201.
- [20] A. D'ARIANO, L. MENG, G. CENTULIO, F. CORMAN, (2019), "Integrated stochastic optimization approaches for tactical

- scheduling of trains and railway infrastructure maintenance*", Computers & Industrial Engineering, vol. 127(1), pp. 1315-1335.
- [21] J. ANDREWS, D. PRESCOTT, F. DE ROZIÈRES, (2014), "A stochastic model for railway track asset management". Reliability Engineering and System Safety, vol. 130, pp. 76-84.
 - [22] M. BALDI, F. HEINICKE, A. SIMROTH, R. TADEI, (2016), "New heuristics for the Stochastic Tactical Railway Maintenance Problem". Omega, vol. 63, pp. 94-102.
 - [23] Z. SU, A. JAMSHIDI, A. NÚÑEZ, S. BALDI, B.D. SCHUTTER, (2019), "Schutter Distributed Chance-Constrained Model Predictive Control for Condition-Based Maintenance Planning for Railway Infrastructures." In: E. LUGHOFFER, M. SAYED-MOUCHAWEH, (eds) Predictive Maintenance in Dynamic Systems. Springer, Cham.
 - [24] A. MORANT, P. O. LARSSON-KRÅIK, U. KUMAR, (2016), "Data-driven model for maintenance decision support - a case study of railway signalling systems" Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, vol. 230 pp. 220-234.
 - [25] L. YANG, T. XU, Z. WANG, (2014), "Agent based heterogeneous data integration and maintenance decision support for high-speed railway signal system", 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Qingdao, pp. 1976-1981.
 - [26] A. NÚÑEZ, J. HENDRIKS, Z. LI, B. DE SCHUTTER, R. DOLLEVOET, (2014), "Facilitating maintenance decisions on the Dutch railways using big data: The ABA case study" IEEE International Conference on Big Data (Big Data), Washington, DC, pp. 48-53.
 - [27] A. JAMSHIDI, S. HAJZADEH, Z. SU, M. NAEIMI, A. NÚÑEZ, R. DOLLEVOET, B. DE SCHUTTER, Z. LI, (2018), "A decision support approach for condition-based maintenance of rails based on big data analysis", Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 95, pp. 185-206.
 - [28] ISO International Standardization Organisation, 2014. ISO 55000:2014 Preview Asset management - Overview, principles and terminology.
 - [29] UIC International Union of Railways, Asset management working group, 2016. Practical implementation of Asset Management through ISO 55001.
 - [30] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 2.1 System Requirements and Functional, Form Fit and Interfaces Specifications, 2017.
 - [31] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 9.2 Generic framework for decision support systems in maintenance and interventions planning, 2019.
 - [32] J. SOLÍS-HERNÁNDEZ, N. JIMÉNEZ-REDONDO, I. MINGOLARRA-GARAZAR, D. HOLFELD, U. KANDLER, A. CONSILVIO, (2020), "A generic framework for decision support systems in maintenance and interventions planning", (canceled conference) 8th Transport Research Arena TRA 2020, April 27-30, Helsinki, Finland.
 - [33] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 8.1 Anomalies detection approaches and use cases, 2018.
 - [34] T. HASTIE, R. TIBSHIRANI, J. FRIEDMAN, (2009), "Unsupervised learning" In The elements of statistical learning, pp. 485-585. Springer New York.
 - [35] S. M. ERFANI, S. RAJASEGARAR, S. KARUNASEKERA, C. LECKIE, (2016), "High-dimensional and large-scale anomaly detection using a linear one-class SVM with deep learning" Pattern Recognition, vol. 58, pp. 121-134.
 - [36] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 8.5 Predictive Models of Decaying Infrastructures approaches and use cases, 2018.
 - [37] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 9.1 Definition of business cases and prototype functionalities, 2018.
 - [38] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 9.3 Definition of the RAMS/LCC and risk assessment building blocks, 2019.
 - [39] A. CONSILVIO, A. DI FEBBRARO, R. MEO, N. SACCO, "Risk-based optimal scheduling of maintenance activities in a railway network", EURO Journal on Transportation and Logistics, 2019, vol. 8, pp. 435-465, doi:10.1007/s13676-018-0117-z.
 - [40] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 9.4 Final report on validation of the generic IAMS framework and on recommendations for future applicability.
 - [41] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 2.2 System validation report and HMI/human factors report, 2019.
 - [42] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 8.2 Anomalies detection prototype and validation report, 2019.
 - [43] S2R IP3 IN2SMART Deliverable 8.6 Predictive Models of Decaying Infrastructures prototype and validation & demonstration report, 2019.
 - [44] M. KURT *et al.*, (2017), "A procedural approach for realizing prescriptive maintenance planning in manufacturing industries" CIRP Annals vol. 66.1, pp. 461-464.
 - [45] K. SETRAG, C. ROSTETTER, (2015), "Digital Prescriptive Maintenance" Internet of Things, Process of Everything, BPM Everywhere, pp. 1-20.