

Ricerca di Sistema elettrico



Sviluppo di modelli digitali e machine learning per fini di diagnostica e valutazione dei guasti delle pompe di calore
(LA 4.15)

A.W. Mauro, R. Mastrullo, L. Viscito

DIFFUSIONE DELLE PDC: SVILUPPO DI MODELLO DIGITALE DI POMPE DI CALORE ELETTRICHE PER FINI DI DIAGNOSTICA E VALUTAZIONE DEI GUASTI

LA 4.15: Diffusione delle PdC: Sviluppo di metodi di machine learning e applicazioni dei modelli di individuazione guasti

Autori: A.W. Mauro, R. Mastrullo, L. Viscito, Dipartimento di Ingegneria Industriale, Università degli Studi di Napoli Federico II

Dicembre 2024

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dell'Ambiente e della Sicurezza Energetica - ENEA Piano Triennale di Realizzazione 2022-2024

Obiettivo: Decarbonizzazione

Progetto: Tema di ricerca 1.7 – Tecnologie per la penetrazione efficiente del vettore elettrico negli usi finali

Linea di attività: 4.15

Responsabile del Progetto: Claudia Meloni, ENEA

Responsabile del Work Package: Raniero Trinchieri, ENEA

Responsabile Linea di Attività: A.W. Mauro, Dipartimento di Ingegneria Industriale, Università degli Studi di Napoli Federico II

Mese inizio previsto: luglio 2023

Mese inizio effettivo: luglio 2023

Mese fine previsto: dicembre 2024

Mese fine effettivo: dicembre 2024

Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di collaborazione: *"Sviluppo di modelli digitali e machine learning per fini di diagnostica e valutazione dei guasti delle pompe di calore"*. Si ringrazia per la collaborazione alle attività svolte:

Responsabile scientifico ENEA: Ing. Raniero Trinchieri

Responsabile scientifico Co-beneficiario: Prof. Alfonso William Mauro

Indice

1	Risultati attesi	6
1.1	Inversione del modello digitale ed individuazione dei key parameters univocamente associabili ad una condizione di malfunzionamento	6
1.2	Addestramento di un metodo di machine learning supervisionato per la previsione dei guasti e la possibilità di classificare univocamente lo status della macchina	6
1.3	Confronto tra metodo semi-deterministico e metodo basato su Machine Learning ..	7
2	Risultati ottenuti.....	8
2.1	Inversione del modello digitale ed individuazione dei key parameters univocamente associabili ad una condizione di malfunzionamento	8
2.2	Addestramento di un metodo di machine learning supervisionato per la previsione dei guasti e la possibilità di classificare univocamente lo status della macchina	8
2.3	Confronto tra metodo semi-deterministico e metodo basato su Machine Learning ..	9
3	Prodotti attesi	10
4	Prodotti sviluppati	11
5	Analisi degli scostamenti su attività e risultati.....	12
6	Sintesi delle attività svolte	13
7	Dettaglio delle attività svolte.....	14
7.1	Inversione del modello digitale ed individuazione dei key parameters univocamente associabili ad una condizione di malfunzionamento	14
7.1.1	Modalità raffrescamento	14
7.1.2	Modalità riscaldamento	15
7.2	Addestramento di un metodo di machine learning supervisionato per la previsione dei guasti e la possibilità di classificare univocamente lo status della macchina	18
7.2.1	Addestramento per funzionamento estivo ed invernale	20
7.3	Confronto tra metodo semi-deterministico e metodo basato su Machine Learning ..	24
7.3.1	Risultati per utilizzo in solo raffrescamento	24
7.3.2	Risultati per utilizzo combinato raffrescamento + riscaldamento	30
8	Contributo delle eventuali consulenze alle attività sopra descritte	38
9	Pubblicazioni scientifiche	39
10	Eventi di disseminazione	40
11	Bibliografia.....	41

Indice delle figure

Figura 1 – Schema di impianto della pompa di calore aria-aria oggetto di studio. Lo stesso schema è anche riportato nella rendicontazione precedente (LA 4.14)	14
Figura 2 – Diagrammi termodinamici temperatura-entropia corrispondenti alla modalità di funzionamento estiva. In alto a sx: effetto del fouling all'evaporatore; in alto a dx: effetto del fouling al condensatore; in basso a sx: effetto della perdita di refrigerante; in basso a dx: effetto dei tre guasti combinati.....	16
Figura 3 – Diagrammi termodinamici temperatura-entropia corrispondenti alla modalità di funzionamento invernale. In alto a sx: effetto del fouling all'evaporatore; in alto a dx: effetto del fouling al condensatore; in basso a sx: effetto della perdita di refrigerante; in basso a dx: effetto dei tre guasti combinati.....	17
Figura 4 – Esempio di funzionamento del modello di diagnostica basato su algoritmo SVM di classificazione.....	19
Figura 5 – Matrici di confusione per il metodo SVM addestrato per la modalità estiva, in cui a sinistra è mostrato il numero di occorrenze vere (sulla diagonale) e false (altrove) ed a destra le corrispondenti percentuali di accadimento. Prima riga in alto: SET 1 di input; seconda riga: SET 2 di input; terza riga: SET 3 di input; quarta riga: SET 4 di input	22
Figura 6 – Matrici di confusione per il metodo SVM addestrato per la modalità invernale, in cui a sinistra è mostrato il numero di occorrenze vere (sulla diagonale) e false (altrove) ed a destra le corrispondenti percentuali di accadimento. Prima riga in alto: SET 1 di input; seconda riga: SET 2 di input; terza riga: SET 3 di input; quarta riga: SET 4 di input	24
Figura 7 – Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità solo raffrescamento nel clima di Milano. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.	25
Figura 8 – Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità solo raffrescamento nel clima di Roma. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.	26
Figura 9 – Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità solo raffrescamento nel clima di Palermo. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.	27
Figura 10 – Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità solo raffrescamento nel clima di Pantelleria. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.	28
Figura 11 – Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Courmayeur. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.....	31

Figura 12 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Milano. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.	32
Figura 13 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Roma. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.	33
Figura 14 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Palermo. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.	34
Figura 15 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Pantelleria. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.	35

Indice delle tabelle

Tabella 1 – Valori delle principali proprietà termodinamiche, resa frigorifera e COP in modalità di funzionamento estiva per i valori delle intensità di guasto indicate (CF=condenser fouling, EF=evaporator fouling, RL=refrigerant leakage).....	16
Tabella 2 – Valori delle principali proprietà termodinamiche, resa termica e COP in modalità di funzionamento invernale per i valori delle intensità di guasto indicate (CF=condenser fouling, EF=evaporator fouling, RL=refrigerant leakage).....	17
Tabella 3 – Definizioni delle classi di appartenenza per una Fault Detection and Diagnosis (FDD) effettuata tramite algoritmo di classificazione SVM.....	19
Tabella 4 – Valori degli indici True Positive Rate e True Negative Rate applicati al modello SVM per ogni classe di guasto nel caso di funzionamento della macchina per 12 anni in modalità solo raffrescamento, considerando il SET 3 di dati di input per l'algoritmo SVM. Le differenti colonne si riferiscono a differenti valori di accuratezza di misura dei sensori virtuali utilizzati. Il colore verde indica una migliore precisione del modello SVM rispetto al modello semi-deterministico; il colore rosso indica una migliore precisione del modello semi-deterministico rispetto all'algoritmo SVM; il colore nero indica nessuna differenza tra i due modelli proposti	29
Tabella 5 – Valori degli indici True Positive Rate e True Negative Rate applicati al modello semi-deterministico per ogni classe di guasto nel caso di funzionamento della macchina per 12 anni in modalità solo raffrescamento, considerando il SET 3 di dati di input per l'algoritmo SVM. Le differenti colonne si riferiscono a differenti valori di accuratezza di misura dei sensori virtuali utilizzati. Il colore verde indica una migliore precisione del modello semi-deterministico rispetto al modello SVM; il colore rosso indica una migliore precisione dell'algoritmo SVM rispetto al metodo semi-deterministico; il colore nero indica nessuna differenza tra i due modelli proposti.....	30
Tabella 6 – Valori degli indici True Positive Rate e True Negative Rate applicati al modello SVM per ogni classe di guasto nel caso di funzionamento della macchina per 12 anni in modalità combinata raffrescamento+ riscaldamento, considerando il SET 3 di dati di input per l'algoritmo SVM. Le differenti colonne si riferiscono a differenti valori di accuratezza di misura dei sensori virtuali utilizzati. Il colore verde indica una migliore precisione del modello SVM rispetto al modello semi-deterministico; il colore rosso indica una migliore precisione del modello semi-deterministico rispetto all'algoritmo SVM; il colore nero indica nessuna differenza tra i due modelli proposti	36
Tabella 7 – Valori degli indici True Positive Rate e True Negative Rate applicati al modello semi-deterministico per ogni classe di guasto nel caso di funzionamento della macchina per 12 anni in modalità combinata raffrescamento+ riscaldamento, considerando il SET 3 di dati di input per l'algoritmo SVM. Le differenti colonne si riferiscono a differenti valori di accuratezza di misura dei sensori virtuali utilizzati. Il colore verde indica una migliore precisione del modello semi-deterministico rispetto al modello SVM; il colore rosso indica una migliore precisione dell'algoritmo SVM rispetto al metodo semi-deterministico; il colore nero indica nessuna differenza tra i due modelli proposti	37

1 Risultati attesi

L'attività proposta dal Dipartimento di Ingegneria Industriale dell'Università degli Studi di Napoli Federico II (UNINA) nella linea di attività LA 4.15 riguarda il settore delle pompe di calore elettriche per la climatizzazione invernale ed estiva di ambienti residenziali (tramite macchine del tipo split aria-aria).

In particolare, nella LA 4.15 l'obiettivo è quello di proporre più strategie di Fault Detection and Diagnosis (FDD), includendo sia l'inversione del modello numerico di simulazione sviluppato nella precedente LA 4.14 che metodi di Machine Learning supervisionati, con l'ausilio di dati virtuali. In linea con il modello già ottenuto nella LA 4.14, verrà applicata la tecnica di Fault Detection and Diagnosis (FDD) in presenza di 3 guasti lievi, ovvero perdita di refrigerante, sporcamento del filtro dello scambiatore di calore interno e sporcamento della superficie di scambio termico della batteria alettata esterna.

In ogni caso, un primo risultato atteso è la determinazione delle misure necessarie e sufficienti da effettuare sulla macchina e che verranno utilizzate come input al fine di determinare univocamente la condizione di guasto occorrente, anche in presenza di guasti multipli contemporanei.

Per tale scopo, è prevista un'analisi parametrica al variare del numero e della tipologia di misure (input) da fornire al tool di machine learning. Questa analisi avrà anche il compito di valutare la migliore strategia di Fault Detection and Diagnosis (FDD) sia in termini di onere computazionale che di accuratezza della predizione.

Tale analisi verrà effettuata per 5 climi di riferimento, ovvero Courmayeur, Milano, Roma, Palermo e Pantelleria, che rappresentano condizioni tipiche del panorama climatico italiano.

In definitiva, la lista di attività previste per la LA 4.15 da parte di UNINA è indicata di seguito:

1.1 Inversione del modello digitale ed individuazione dei key parameters univocamente associabili ad una condizione di malfunzionamento

Lo scopo è quello di utilizzare i dati sintetici prodotti dal modello digitale (rendicontato nella precedente LA 4.14) per individuare i principali parametri operativi ("key parameters"), misurabili sulla pompa di calore ad uso residenziale, ed univocamente associabili ad una condizione di malfunzionamento, anche in caso di occorrenza di guasti multipli (contemporaneo effetto di perdite di refrigerante dal circuito, sporcamento del filtro dello scambiatore di calore interno, sporcamento della superficie di scambio termico della batteria alettata collocata esternamente all'ambiente da climatizzare).

1.2 Addestramento di un metodo di machine learning supervisionato per la previsione dei guasti e la possibilità di classificare univocamente lo status della macchina

Addestramento di un metodo di machine learning supervisionato che, addestrato dai dati del modello digitale, consenta la previsione dei guasti e la possibilità di classificare univocamente la condizione di funzionamento e la tipologia di guasto (tecnica di Fault Detection and Diagnosis, FDD). Per tale attività, è prevista un'analisi parametrica al variare del numero e della tipologia di misure (input) da fornire al tool di machine learning.

In questa fase, la sfida è quella di cercare un set di misure che sia il più contenuto possibile e nello stesso tempo semplice ed economico, in quanto l'applicazione residenziale, a causa delle piccole taglie in gioco ed alla vasta platea di riferimento, è caratterizzata da un'elevata sensibilità ai costi di impianto e di gestione. Per questo motivo l'analisi sarà limitata a misure di temperatura e pressione, tipicamente caratterizzate da una complessità minima e da un costo molto contenuto, rispetto a misure più complesse come, ad esempio, misure di portata massica/volumetrica, misure di potenza elettrica o addirittura sensori capacitivi di livello di carica di refrigerante contenuta in un serbatoio.

L'accuratezza del modello di machine learning verrà valutata tramite matrici di correlazione (confusion matrix), che evidenziano la bontà della corrispondenza tra lo status della macchina (ad esempio: "nessun guasto", oppure "presenza di perdita di refrigerante e di sporco al condensatore") predetto dal modello e lo status effettivo determinato dai dati sintetici del modello.

1.3 Confronto tra metodo semi-deterministico e metodo basato su Machine Learning

Test dell'efficacia del metodo semi-deterministico e del metodo basato su intelligenza artificiale per 5 località di riferimento (Courmayeur, Milano, Roma, Palermo e Pantelleria), considerando due possibili comportamenti dell'utente di una pompa di calore residenziale. Nel primo caso, si prevede l'utilizzo della pompa di calore elettrica solo nella stagione estiva. Tale comportamento è piuttosto comune ed è caratteristico degli edifici in cui, prima dell'installazione della macchina, erano già presenti impianti e terminali di altro tipo per il condizionamento invernale (radiatori o fan coil), che continuano verosimilmente ad essere utilizzati. Nel secondo caso, si prevede invece l'utilizzo della pompa di calore elettrica sia per il condizionamento estivo (unità interna in modalità evaporatore) che per il condizionamento invernale (unità interna in modalità condensatore).

2 Risultati ottenuti

I risultati ottenuti da UNINA per la linea di attività LA 4.15 sono in linea con quanto dichiarato nel capitolato tecnico. In particolare, dai risultati è possibile evincere quali siano le condizioni per ottenere una corretta Fault Detection and Diagnosis (FDD) di pompe di calore elettriche aria-aria ad uso residenziale soggette a guasti lievi (perdita di refrigerante e sporcamento degli scambiatori di calore), impiegando approcci differenti. Si vuole porre l'attenzione sul fatto che l'implementazione di metodologie avanzate di Fault Detection and Diagnosis (FDD) in questi sistemi consente di migliorare l'affidabilità e l'efficienza, riducendo gli sprechi di energia e i costi di manutenzione. Ciò si traduce in una maggiore stabilità del sistema elettrico nazionale, con un'ottimizzazione dei carichi energetici e una riduzione del consumo complessivo di elettricità, in linea con gli obiettivi di decarbonizzazione e sostenibilità.

Il primo metodo usato per questa attività risiede nell'inversione di un modello digitale (costruito ed implementato nella LA 4.14) e l'utilizzo di key parameters termodinamici. Il secondo consiste nell'addestramento di un modello di Machine Learning supervisionato basato su varie combinazioni di dati di input termodinamici (pressione e temperatura) simulate con una analisi di sensibilità dedicata. Le attività proposte sono state efficacemente condotte sui 5 climi di riferimento preventivati (Courmayeur, Milano, Roma, Palermo e Pantelleria), considerando l'utilizzo della pompa di calore elettrica residenziale in sola modalità estiva oppure in modalità estiva ed invernale. È stato quindi proposto, per ognuna di queste combinazioni, un confronto quantitativo tra il metodo analitico (physics-based) ed un metodo basato sull'intelligenza artificiale, simulando differenti scenari di accadimento dei tre guasti lievi proposti, supponendo sia la presenza di un singolo fault che l'occorrenza contemporanea di più guasti.

I risultati ottenuti per ogni singola attività sono dettagliati di seguito:

2.1 Inversione del modello digitale ed individuazione dei key parameters univocamente associabili ad una condizione di malfunzionamento

Il modello di simulazione della pompa di calore elettrica reversibile ad uso residenziale sviluppato nella LA 4.14, corrispondente ad una macchina del tipo split aria-aria di taglia 6.3 kW in modalità raffrescamento (con aria esterna a 35 °C e aria interna lato utente a 26 °C) e 5.8 kW in modalità riscaldamento (con aria esterna a 7 °C e aria interna lato utente a 20 °C), è stato predisposto per la sua inversione. Nel dettaglio, tra i numerosi parametri caratteristici di funzionamento della pompa di calore, sono stati individuati quelli che possano determinare in maniera più efficace lo status effettivo della macchina, che può essere ad esempio una condizione di funzionamento nominale (fault-free) oppure una condizione non ottimale (presenza di uno o più guasti contemporanei).

Sono state identificate come variabili maggiormente influenzate dalla presenza di guasti lievi le temperature di mandata e di aspirazione al compressore e le due pressioni caratteristiche dell'impianto (pressione di condensazione e pressione di evaporazione).

2.2 Addestramento di un metodo di machine learning supervisionato per la previsione dei guasti e la possibilità di classificare univocamente lo status della macchina

Per questa attività è stato scelto il metodo di Machine Learning SVM (Support Vector Machine), calibrato su set di dati sintetici prodotti dal modello digitale rendicontato per la precedente

linea di attività LA 4.14. I set di calibrazione hanno coperto un ampio range di condizioni operative in termini di temperatura ambiente (da 26.0 °C a 40.0 °C nel caso di funzionamento estivo e da -10.0 °C a +20 °C nel caso di funzionamento invernale), considerando fisse le condizioni di temperatura lato utenza (26.0 °C in estate e 20 °C in inverno). Inoltre, sono state considerate varie combinazioni di guasti lievi occorrenti sull'impianto, che includono, per ciascun guasto (perdita di refrigerante, sporcamento degli scambiatori di calore interno ed esterno), un range di intensità (definita nella Sezione 7) compreso tra lo 0% ed il 40%.

È stata quindi effettuata un'analisi parametrica in relazione al numero di parametri di input necessari per la corretta calibrazione del modello di Machine Learning, considerando misure multiple di temperatura, di pressione e miste. La migliore combinazione che garantisce una buona accuratezza di predizione e che evita misure di pressione (meno economiche e più complesse) è caratterizzata dai seguenti 5 input: temperatura ambiente, temperatura aspirazione e mandata del compressore, temperatura dell'aria alla mandata di evaporatore, temperatura dell'aria alla mandata del condensatore. Tale set di input per il modello SVM, in modalità di funzionamento estiva, è stato calibrato ottenendo una corretta predizione dello stato della macchina nel 95%-100% dei casi. Per la modalità mista estiva ed invernale l'accuratezza di calibrazione è inferiore, con predizione di status corretta nel 71%-78% dei casi.

2.3 Confronto tra metodo semi-deterministico e metodo basato su Machine Learning

Scelto e calibrato il modello di Machine Learning sui 5 input di temperatura, è stato effettuato un confronto con il metodo semi-deterministico basato sull'inversione del modello digitale di partenza. Il confronto è stato effettuato per i 5 climi di riferimento del panorama italiano (Courmayeur, Milano, Roma, Palermo e Pantelleria) e nelle due modalità di funzionamento della pompa di calore (solo estivo e misto estivo/invernale). L'efficacia dei due metodi è testata considerando differenti valori di incertezza degli strumenti di misura virtuali impiegati (essendo tutte misure di temperatura, l'incertezza è stata imposta pari a ± 0 °C, ± 0.2 °C, ± 0.4 °C, ± 0.6 °C e ± 0.8 °C).

Il confronto ha evidenziato che, in presenza di misure di temperatura precise (incertezza degli strumenti nulla o al più ± 0.2 °C), il metodo di Machine Learning è più efficace per la determinazione dello status della macchina, per ogni clima considerato e per la modalità di funzionamento solo estiva. Al contrario, utilizzando strumenti di misura meno accurati, il metodo semi-deterministico mantiene un'efficacia maggiore rispetto al metodo SVM, soprattutto nella determinazione dello sporcamento al condensatore. Per la modalità di funzionamento combinata estiva+invernale, il modello semi-deterministico guadagna in accuratezza anche utilizzando strumenti più precisi, soprattutto per i climi più freddi (Courmayeur e Milano)

3 Prodotti attesi

Per la linea di attività LA 4.15 non è presente alcun prodotto hardware/software atteso.

4 Prodotti sviluppati

Per la linea di attività LA 4.15 non è stato sviluppato alcun prodotto hardware/software. Il presente Report costituisce il prodotto sviluppato.

5 Analisi degli scostamenti su attività e risultati

Per le attività svolte non è presente alcuno scostamento tecnico/economico rispetto al preventivo. Non è stata evidenziata alcuna criticità rispetto al piano di rischi presentato.

6 Sintesi delle attività svolte

Si riporta di seguito una sintesi delle attività svolte e dei risultati ottenuti nell'ambito della LA 4.15, in relazione ai risultati attesi.

1. Utilizzo del modello digitale della pompa di calore sviluppato durante la LA 4.14 in un vasto range di condizioni operative in termini di temperatura ambiente (sia in estate che in inverno) e di severità dei guasti. A partire dai dati sintetici, si trovano i parametri termodinamici che maggiormente sono influenzati dallo status effettivo della macchina (FDD con metodo semi-deterministico).
2. Addestramento di un modello FDD di Machine Learning (SVM) e calibrazione effettuata con i dati sintetici, al fine di trovare il corretto numero e la tipologia di input (misure virtuali).
3. Utilizzo del modello addestrato SVM e del metodo semi-deterministico per 5 climi italiani e per differenti scenari di evoluzione del guasto, considerando l'utilizzo della pompa di calore solo in raffrescamento oppure l'uso sia in raffrescamento che in riscaldamento.

7 Dettaglio delle attività svolte

Tutte le attività relative alla LA 4.15 sono di tipo modellistico/numerico, effettuate con l'ausilio del software MATLAB. Il modello della pompa di calore reversibile di tipo mono-split fa riferimento allo schema di impianto riportato nella Figura 1. Per maggiori dettagli relativi alla pompa di calore ed alla sua modellazione, si rimanda alla relazione tecnica della LA 4.14.

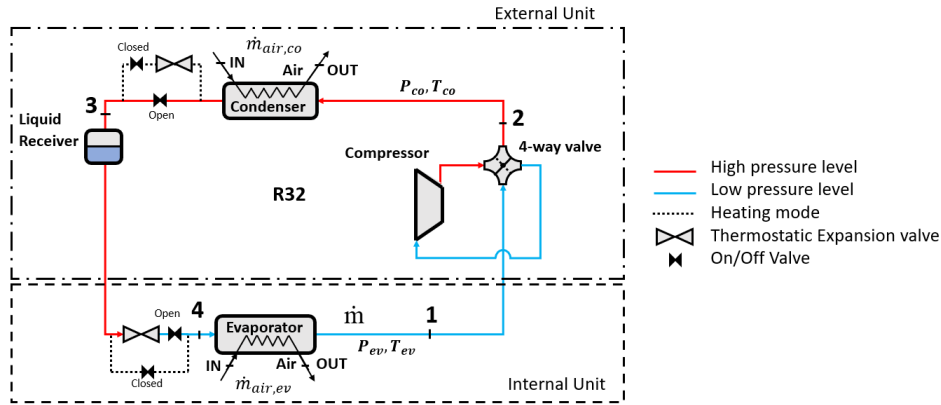


Figura 1 – Schema di impianto della pompa di calore aria-aria oggetto di studio. Lo stesso schema è anche riportato nella rendicontazione precedente (LA 4.14)

7.1 Inversione del modello digitale ed individuazione dei key parameters univocamente associabili ad una condizione di malfunzionamento

Il modello è stato simulato per entrambe le modalità operative (estiva ed invernale), ipotizzando l'occorrenza (singola e/o contemporanea) dei seguenti guasti lievi: perdita di refrigerante, sporcamento dell'unità esterna e sporcamento dell'unità interna. L'intensità di guasto (Fault Intensity, FI) è definita nelle seguenti equazioni, dove m rappresenta la carica di refrigerante, S la superficie di scambio termico e $\dot{V}$ la portata volumetrica:

$$FI_{leak} = \frac{m_{nominal} - m_{actual}}{m_{nominal}} \cdot 100$$

$$FI_{foul,ext} = \frac{S_{free-flow,foul}}{S_{free-flow,clean}} \cdot 100$$

$$FI_{foul,int} = \frac{\dot{V}_{free-flow,foul}}{\dot{V}_{free-flow,clean}} \cdot 100$$

Il modello termodinamico, nel suo funzionamento diretto, ha come input i valori di intensità del/i guasto/i e le condizioni al contorno ambientale, e come output i parametri termodinamici (pressione e temperatura), COP e resa della macchina. Ai fini diagnostici, l'inversione del modello consiste nel tentare di risalire, a partire dai valori dei parametri termodinamici dell'impianto, allo status della macchina (eventuale presenza di guasti singoli o multipli). Tale procedura è applicata sia nel caso di funzionamento estivo che invernale.

7.1.1 Modalità raffrescamento

In prima analisi, sono mostrati in Figura 2 i cicli termodinamici sui diagrammi temperatura-entropia specifica in modalità raffrescamento, con gli input specificati in Tabella 1, ovvero considerando sia il caso senza guasti che tutte le possibili combinazioni di guasti singoli e simultanei con intensità pari al 30%.

I risultati mostrano che l'effetto dello sporcamento all'evaporatore (intensità del 30%) è una riduzione della pressione di evaporazione, che comporta a sua volta una riduzione della temperatura di uscita dell'aria all'evaporatore ($-4\text{ }^{\circ}\text{C}$) e della temperatura di aspirazione al compressore ($-3\text{ }^{\circ}\text{C}$). Al contrario, la temperatura di mandata dal compressore aumenta ($+4\text{ }^{\circ}\text{C}$). La penalizzazione sulla resa frigorifera e sul COP è contenuta rispettivamente al -10% e -8% , con valori in aumento quando si considerano guasti multipli. L'effetto dello sporcamento al condensatore (intensità del 30%) è piuttosto marcato sulla pressione di condensazione, che aumenta di circa 2 bar e sulla temperatura di mandata di compressore ($+5\text{ }^{\circ}\text{C}$), mentre ha poco effetto sulla temperatura dell'aria in uscita dal condensatore. Resa e COP non risultano molto penalizzati (-3% e -7% , rispettivamente). La perdita di refrigerante ha invece un forte effetto negativo sulle prestazioni della macchina, in quanto con un'intensità del guasto del 30% si abbassano fortemente le pressioni all'evaporatore (-1.2 bar) ed al condensatore (-2.3 bar), la temperatura di mandata dal compressore è incrementata di $16\text{ }^{\circ}\text{C}$, così come il surriscaldamento, aumentato di circa $12\text{ }^{\circ}\text{C}$. È inoltre evidente la penalizzazione sulla resa (-20%) e sul COP (-14%). È importante notare che l'effetto della perdita di refrigerante sulla pressione all'evaporatore è concorde con quello dello sporcamento all'evaporatore, facendo abbassare la pressione di evaporazione in entrambi i casi. Al contrario, la pressione al condensatore viene ridotta nel caso di perdita di refrigerante ed aumentata nel caso di sporcamento della batteria, il che quindi comporta una compensazione degli effetti. In presenza di tutti e tre i guasti simultaneamente, si ottiene la maggiore penalizzazione su resa frigorifera (-29%) e sul COP (-27%).

7.1.2 Modalità riscaldamento

In maniera analoga, in Figura 3 sono riportati i diagrammi termodinamici temperatura-entropia specifica in modalità riscaldamento, ottenuti dalle condizioni al contorno in termini di temperatura utenza e ambiente e intensità dei singoli guasti riportate in Tabella 2.

L'effetto dello sporcamento della batteria esterna (fouling all'evaporatore) comporta una penalizzazione su resa termica e COP pari rispettivamente a -10% e -8% . Lo sporcamento dell'unità interna (condensatore), comporta un aumento della temperatura di mandata al compressore ($+8\text{ }^{\circ}\text{C}$) ed un aumento della pressione di condensazione ($+2\text{ bar}$). Infine, la perdita di refrigerante comporta meno penalizzazioni rispetto al caso estivo, in quanto la carica richiesta in questa modalità è inferiore e quindi una perdita di fluido è maggiormente compensata dalla quantità presente nel ricevitore di liquido.

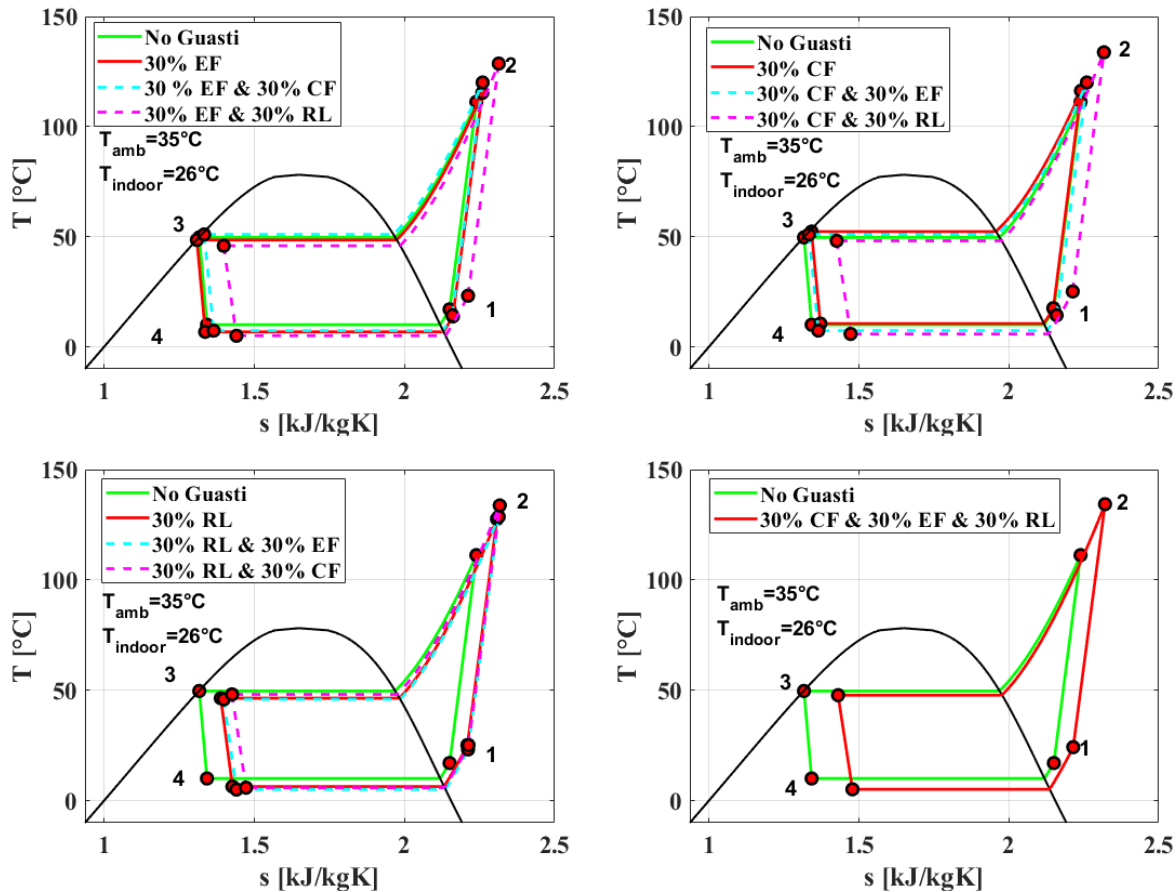


Figura 2 – Diagrammi termodinamici temperatura-entropia corrispondenti alla modalità di funzionamento estiva. In alto a sx: effetto del fouling all’evaporatore; in alto a dx: effetto del fouling al condensatore; in basso a sx: effetto della perdita di refrigerante; in basso a dx: effetto dei tre guasti combinati.

Tabella 1 – Valori delle principali proprietà termodinamiche, resa frigorifera e COP in modalità di funzionamento estiva per i valori delle intensità di guasto indicate (CF=condenser fouling, EF=evaporator fouling, RL=refrigerant leakage)

Guasti			P _{ev}	P _{co}	T ₁	T ₂	DT _{surr}	T _{a,out,ev}	T _{a,out,co}	$\dot{Q}_{ev}$	COP
CF	EF	RL	[bar]	[bar]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[kW]	[-]
[%]	[%]	[%]									
0	0	0	11.1	31.2	17.1	111.2	7.0	13.3	48.9	6.16	3.57
30	0	0	11.3	33.2	17.6	116.3	7.0	13.7	49.1	5.97	3.33
			(+0.2)	(+2.0)	(+0.5)	(+5.1)	(+0.0)	(+0.4)	(+0.2)	(-3.1%)	(-6.7%)
0	30	0	10.1	30.4	13.8	115.4	7.0	9.4	47.8	5.57	3.28
			(-1.0)	(-0.8)	(-3.3)	(+4.2)	(+0.0)	(-3.9)	(-1.1)	(-9.6%)	(-8.1%)
0	0	30	9.9	28.9	25.2	127.6	18.8	15.9	46.5	4.90	3.04
			(-1.2)	(-2.3)	(+8.1)	(+16.4)	(+11.8)	(+2.6)	(-2.4)	(-20.5%)	(-14.8%)
30	30	0	10.2	32.2	14.4	120.0	7.0	9.8	48.0	5.41	3.12
			(-0.9)	(-1.0)	(-2.7)	(+8.8)	(+0.0)	(-3.5)	(-0.9)	(-12.2%)	(-12.6%)
0	30	30	9.5	28.5	23.2	128.6	18.2	12.2	45.9	4.61	2.88
			(-1.6)	(-2.7)	(+6.1)	(+17.4)	(+11.2)	(-1.1)	(-3.0)	(-25.2%)	(-19.3%)
30	0	30	9.8	30.1	25.2	133.7	19.3	16.6	46.2	4.54	2.68
			(-1.3)	(-1.1)	(+8.1)	(+22.5)	(+12.3)	(+3.3)	(-2.7)	(-26.3%)	(-24.9%)
30	30	30	9.6	29.8	24.2	134.3	19.1	12.9	45.9	4.38	2.60
			(-1.5)	(-1.4)	(+7.1)	(+23.1)	(+12.1)	(-0.4)	(-3.0)	(-28.9%)	(-27.2%)

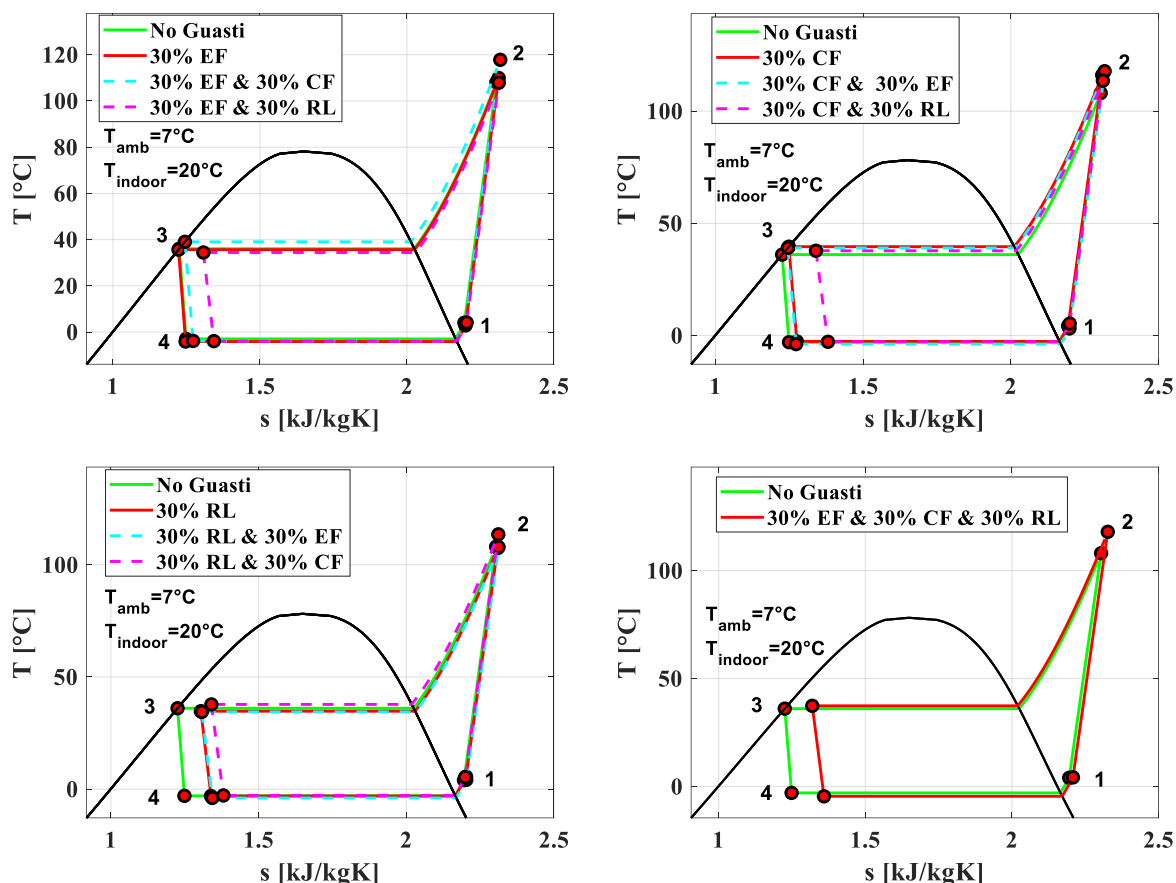


Figura 3 – Diagrammi termodinamici temperatura-entropia corrispondenti alla modalità di funzionamento invernale. In alto a sx: effetto del fouling all’evaporatore; in alto a dx: effetto del fouling al condensatore; in basso a sx: effetto della perdita di refrigerante; in basso a dx: effetto dei tre guasti combinati

Tabella 2 - Valori delle principali proprietà termodinamiche, resa termica e COP in modalità di funzionamento invernale per i valori delle intensità di guasto indicate (CF=condenser fouling, EF=evaporator fouling, RL=refrigerant leakage)

Guasti			Pev	Pco	T1	T2	DTsurr	$T_{a,out,ev}$	$T_{a,out,co}$	$\dot{Q}_{co}$	COP
CF[%]	EF[%]	RL[%]	[bar]	[bar]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[kW]	[-]
0	0	0	7.4	22.5	4.0	108.1	7.0	-0.3	31.5	2.40	4.54
30	0	0	7.5	24.5	4.4	116.1	7.0	0.0	37.3	2.40	4.12
			(+0.1)	(+2.0)	(+0.4)	(+8.0)	(+0.0)	(+0.3)	(+5.8)	(+0.0%)	(-9.2%)
0	30	0	7.1	22.3	2.9	109.9	7.0	-0.1	31.1	2.33	4.42
			(-0.3)	(-0.2)	(-1.1)	(+1.8)	(+0.0)	(+0.2)	(-0.4)	(-2.9%)	(-2.6%)
0	0	30	7.4	21.8	5.6	107.4	8.7	0.4	30.6	2.21	4.34
			(+0.0)	(-0.7)	(+1.6)	(-0.7)	(+1.7)	(+0.7)	(-0.9)	(-7.9%)	(-4.4%)
30	30	0	7.2	24.2	3.2	117.8	7.0	0.2	36.8	2.34	4.02
			(-0.2)	(+1.7)	(-0.8)	(+9.7)	(+0.0)	(+0.5)	(+5.3)	(-2.5%)	(-11.4%)
0	30	30	7.2	21.6	4.1	107.9	8.1	0.5	30.3	2.15	4.24
			(-0.2)	(-0.9)	(+0.1)	(-0.2)	(+1.1)	(+0.8)	(-1.2)	(-10.4%)	(-6.6%)
30	0	30	7.4	23.5	5.3	113.6	8.1	0.7	35.8	2.18	3.92
			(+0.0)	(+1.0)	(+1.3)	(+5.5)	(+1.1)	(+1.0)	(+4.3)	(-9.2%)	(-13.7%)
30	30	30	7.0	23.2	4.2	118.0	8.8	0.8	35.3	2.12	3.81
			(-0.4)	(+0.7)	(+0.2)	(+9.9)	(+1.8)	(+1.1)	(+3.8)	(-11.7%)	(-16.1%)

A valle di queste simulazioni effettuate in funzionamento estivo ed invernale, è stata effettuata una procedura di trial and error, considerando quale set di grandezze termodinamiche (output delle simulazioni) fosse maggiormente in grado di risalire allo status della macchina (presenza o meno di ogni guasto), effettuando quindi una fault detection e diagnosis con una interrogazione del database sintetico, in cui la classificazione è ottenuta guardando l'elemento del database più vicino ai dati di input. Con questa procedura, sono state identificate come variabili maggiormente influenzate dalla presenza di guasti le due temperature di aspirazione e mandata dal compressore e le pressioni all'evaporatore ed al condensatore. Tali parametri sono quindi considerati per la procedura FDD di tipo semi-deterministica.

7.2 Addestramento di un metodo di machine learning supervisionato per la previsione dei guasti e la possibilità di classificare univocamente lo status della macchina

Tra i vari algoritmi di Machine Learning disponibili, è stato scelto il Support Vector Machine (SVM), che rappresenta un algoritmo di apprendimento supervisionato (ovvero addestrato da dati) utile per operazioni di regressione e classificazione. Un modello SVM è una rappresentazione dei dati come punti nello spazio, mappati in modo tale che gli esempi appartenenti alle due diverse categorie siano chiaramente separati da uno spazio il più possibile ampio.

Per l'addestramento dell'algoritmo SVM, sono state definite le classificazioni (output) del modello. Sono scelte 8 classi che definiscono lo status della macchina (Tabella 3). In particolare, la categoria 0 fa riferimento al caso in cui la macchina non presenta guasti, ovvero al caso in cui tutti i guasti risultano avere un'intensità al di sotto della soglia limite, definita pari al 20% per tutti i guasti, tranne che per la perdita di refrigerante nel caso invernale, impostata al 30%. Le ragioni di questa discrepanza sono dovute al fatto che la perdita di refrigerante ha un effetto più contenuto nel funzionamento invernale a causa di una minore quantità di fluido richiesta e quindi ad una maggiore capacità di compensazione da parte del ricevitore di liquido. A seguire, le categorie da 1 a 7 definiscono particolari stati diagnostici della macchina, composti da guasti singoli e tutte le loro combinazioni.

Tabella 3 – Definizioni delle classi di appartenenza per una Fault Detection and Diagnosis (FDD) effettuata tramite algoritmo di classificazione SVM

Numero Classe	Guasti Diagnosticati	Intensità di guasto*	Numero Classe	Guasti Diagnosticati	Intensità di guasto*
0	No Guasti	RL,CF,EF<lim	4	Sporc. Condensatore + Evaporatore	CF,EF>lim RL<lim
1	Sporc. Condensatore	CF>lim RL, EF<lim	5	Sporc. Condensatore + perdita refrigerante	CF,RL>lim EF<lim
2	Sporc. Evaporatore	EF>lim RL, CF<lim	6	Sporc. Evaporatore + perdita refrigerante	EF,RL>lim CF<lim
3	Perdita Refrigerante	RL>lim CF,EF<lim	7	Tutti Guasti	CF,EF,RL>lim

*lim: Limite per la detection di un guasto. 20% nel caso degli sporcamenti scambiatori di calore. 20% Refrigerant Leakage in Estivo. 30% Refrigerant leakage in Invernale

È stata effettuata un'analisi di sensibilità che valuta differenti set di dati termodinamici in input, intesi come sensori virtuali, in grado di predire la classificazione corretta. In particolare, sono stati scelti 4 differenti set di dati, definiti in basso. È importante rimarcare che il set 1 ed il set 3 sono quelli più economicamente favorevoli per l'utente finale, in quanto caratterizzati da sole misurazioni di temperatura, tipicamente più semplici ed economiche rispetto a misure di pressione.

In Figura 4 è infine mostrato l'esempio di funzionamento del modello di diagnostica basato su algoritmo SVM di classificazione

$$INPUT: \begin{cases} [T_{amb}, T_1, T_2] & (SET 1, 3 input) \\ [T_{amb}, T_1, T_2, P_{ev}, P_{co}] & (SET 2, 5 input) \\ [T_{amb}, T_1, T_2, T_{a,out,ev}, T_{a,out,co}] & (SET 3, 5 input) \\ [T_{amb}, T_1, T_2, T_{a,out,ev}, T_{a,out,co}, P_{ev}, P_{co}] & (SET 4, 7 input) \end{cases}$$

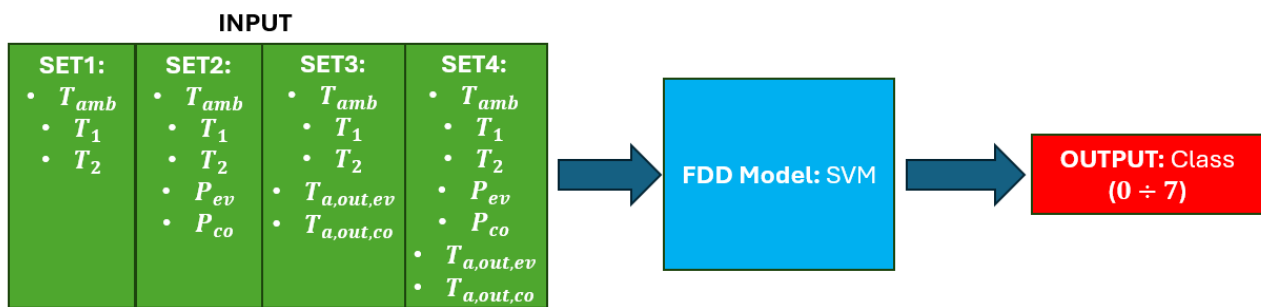


Figura 4 – Esempio di funzionamento del modello di diagnostica basato su algoritmo SVM di classificazione

Per la calibrazione del modello SVM è stato costruito un database sintetico a partire dal modello digitale, usando una vasta gamma di condizioni operative, fissando la temperatura dell'utenza a +26 °C in estate e +20 °C in inverno. La temperatura ambiente è stata fatta variare da 26 °C a 40 °C in estate e da -10 °C a +20 °C in inverno. Per quanto riguarda l'occorrenza dei guasti, il range di intensità per ogni singolo guasto va dallo 0% al 40%. Non sono stati simulati intensità di guasto maggiori, in quanto verosimilmente essi porterebbero a gravi

malfunzionamenti della macchina e quindi non sono interessanti dal punto di vista della diagnostica.

Di seguito si riportano i risultati dell'addestramento del modello per i vari set di input considerati, sia nel funzionamento estivo che in quello invernale.

7.2.1 Addestramento per funzionamento estivo ed invernale

I risultati della calibrazione del modello SVM per i vari input considerati sono mostrati nella Figura 5 sottoforma di matrici di confusione, in cui sull'asse delle ascisse ci sono le categorie predette dall'algoritmo e sull'asse delle ordinate le categorie effettive (dai dati sintetici). In questo modo, le predizioni vere sono indicate in blu sulla diagonale, mentre le predizioni di categoria non accurate sono mostrate altrove in colore rosa/arancio. L'intensità del colore nelle matrici indica una maggiore o minore occorrenza per quella specifica casella. Infine, le matrici a sinistra indicano il numero di occorrenze per ogni confronto di classe e quelle a destra mostrano il corrispondente valore percentuale. Ogni riga della figura si riferisce ad un particolare set di input considerato per l'analisi di sensibilità. A titolo di esempio, nei primi due grafici in alto (primo set di input di dati) notiamo come lo status della macchina "RL", ovvero presenza di sola perdita di refrigerante sopra soglia, è individuato correttamente in 870 simulazioni (72% dei casi in cui effettivamente la macchina ha solo perdita di refrigerante sopra soglia limite), mentre per il restante 27.5% di questa occorrenza non è ben predetto (ad esempio il 15.7% dei casi è classificato erroneamente dall'algoritmo come "RL+CF", ovvero includendo anche uno sporcamento al condensatore, che però non è presente).

Ai fini del confronto con il metodo semi-deterministico, si accetta il set 3 di dati come buon compromesso tra un'ottima accuratezza di previsione della classe (97.2%) e la semplicità delle misure richieste (ovvero tutte misure di temperatura). L'utilizzo del set 4, sebbene più preciso, non giustificherebbe l'impiego di trasduttori di pressione sull'impianto, che aumenterebbero i costi necessari all'implementazione della FDD.

SVM - Accuratezza Calibrazione:67.51%

0	949	3		8				
CF	19	1130		11	10	4	14	12
EF	17	1	1171		11			
RL	83	25		870		188	34	
CF+EF	8	50	34		1404			4
CF+RL	6	61		284		530	434	185
EF+RL	83	182	198	65	51	265	368	288
CF+EF+RL	13	208	43	4	198	153	296	960

True Class

Predicted Class

SVM - Accuratezza Calibrazione:90.84%

0	950	2		4		4		
CF	17	1161			2	19		1
EF	6		1176		8		4	6
RL	25			1105		8	60	2
CF+EF	8	33	34		1395			30
CF+RL	11	20		1		1341		127
EF+RL	9		69	106			1287	29
CF+EF+RL	10	14	36	4	69	196	28	1518

True Class

Predicted Class

SVM - Accuratezza Calibrazione:67.51%

0	98.9%	0.3%		0.8%					98.9%	1.1%
CF	1.6%	94.2%		0.9%	0.8%	0.3%	1.2%	1.0%	94.2%	5.8%
EF	1.4%	0.1%	97.6%		0.9%				97.6%	2.4%
RL	6.9%	2.1%		72.5%		15.7%	2.8%		72.5%	27.5%
CF+EF	0.5%	3.3%	2.3%		93.6%			0.3%	93.6%	6.4%
CF+RL	0.4%	4.1%		18.9%		35.3%	28.9%	12.3%	35.3%	64.7%
EF+RL	5.5%	12.1%	13.2%	4.3%	3.4%	17.7%	24.5%	19.2%	24.5%	75.5%
CF+EF+RL	0.7%	11.1%	2.3%	0.2%	10.6%	8.2%	15.8%	51.2%	51.2%	48.8%

True Class

Predicted Class

SVM - Accuratezza Calibrazione:90.84%

0	99.0%	0.2%		0.4%		0.4%			99.0%	1.0%
CF	1.4%	96.8%			0.2%	1.6%		0.1%	96.8%	3.2%
EF	0.5%		98.0%		0.7%		0.3%	0.5%	98.0%	2.0%
RL	2.1%			92.1%		0.7%	5.0%	0.2%	92.1%	7.9%
CF+EF	0.5%	2.2%	2.3%		93.0%			2.0%	93.0%	7.0%
CF+RL	0.7%	1.3%		0.1%		89.4%		8.5%	89.4%	10.6%
EF+RL	0.6%		4.6%	7.1%			85.8%	1.9%	85.8%	14.2%
CF+EF+RL	0.5%	0.7%	1.9%	0.2%	3.7%	10.5%	1.5%	81.0%	81.0%	19.0%

True Class

Predicted Class

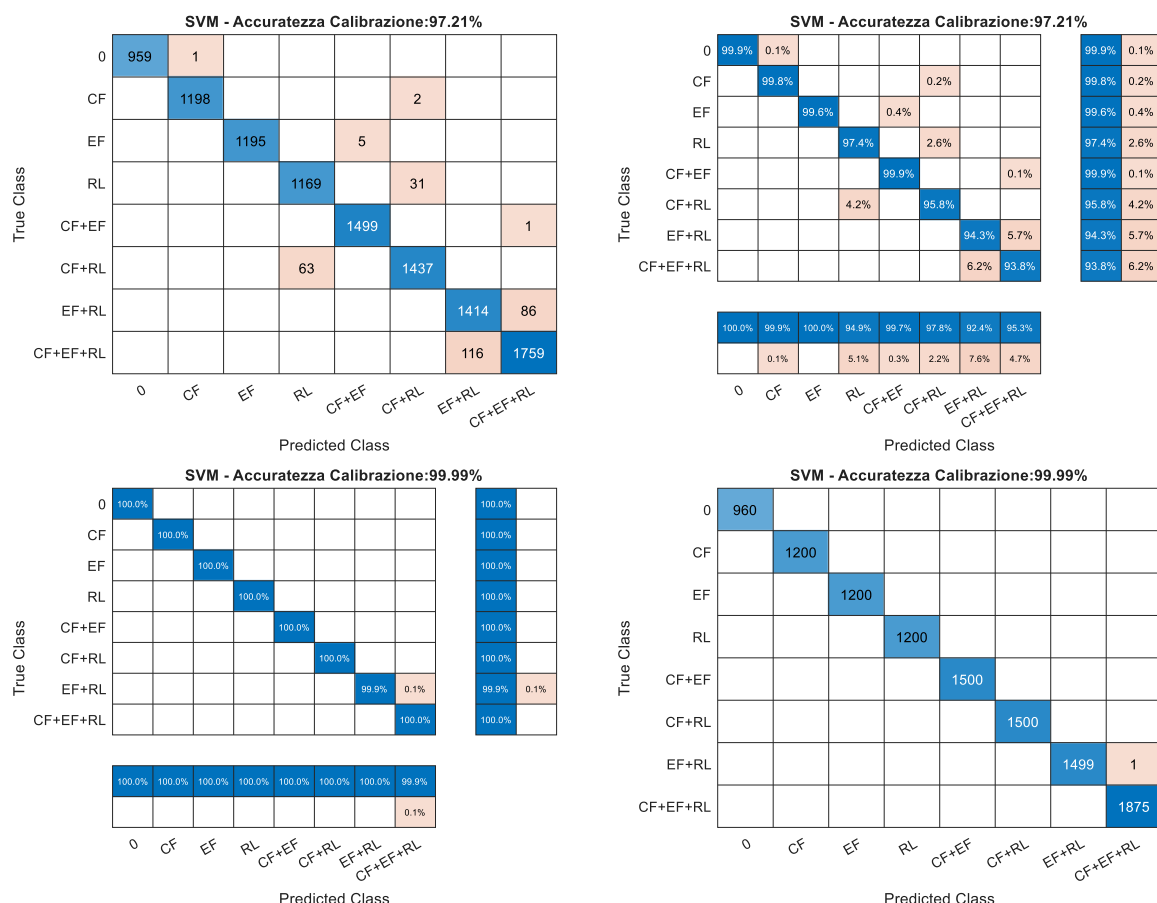


Figura 5 – Matrici di confusione per il metodo SVM addestrato per la modalità estiva, in cui a sinistra è mostrato il numero di occorrenze vere (sulla diagonale) e false (altrove) ed a destra le corrispondenti percentuali di accadimento. Prima riga in alto: SET 1 di input; seconda riga: SET 2 di input; terza riga: SET 3 di input; quarta riga: SET 4 di input

Allo stesso modo si presentano in Figura 6 i risultati del metodo SVM per le simulazioni effettuate in funzionamento invernale, per i 4 set di input proposti. A differenza del caso estivo, le predizioni sono meno accurate, soprattutto per la determinazione delle classi in cui è presente una perdita di refrigerante, nonostante la soglia per il guasto sia stata incrementata al 30%. La motivazione risiede nella maggiore quantità di carica che normalmente giace all'interno del ricevitore di liquido, che rende più complicata la determinazione del guasto associato alla perdita di fluido. Anche in questo caso, si accetta il set 3 di dati come buon compromesso tra accuratezza (74.5%) ed economicità del metodo.

SVM - Accuratezza Calibrazione:58.38%

0	2628	66		162		78		42
EF	139	3335		6		198		42
CF			2999		54	1	246	420
RL	766	54	22	1423		180	794	233
CF+EF			210		3948		18	474
EF+RL	559	1136	246	460	52	808	612	467
CF+RL	145	4	978	217	48	63	2334	551
CF+EF+RL	267	104	913	71	1530	77	882	1581

True Class

Predicted Class

SVM - Accuratezza Calibrazione:58.38%

0	88.3%	2.2%		5.4%		2.6%		1.4%
EF	3.7%	89.7%		0.2%		5.3%		1.1%
CF			80.6%		1.5%	0.0%	6.6%	11.3%
RL	22.1%	1.6%	0.6%	41.0%		5.2%	22.9%	6.7%
CF+EF			4.5%		84.9%		0.4%	10.2%
EF+RL	12.9%	26.2%	5.7%	10.6%	1.2%	18.6%	14.1%	10.8%
CF+RL	3.3%	0.1%	22.5%	5.0%	1.1%	1.5%	53.8%	12.7%
CF+EF+RL	4.9%	1.9%	16.8%	1.3%	28.2%	1.4%	16.3%	29.1%

True Class

Predicted Class

SVM - Accuratezza Calibrazione:70.26%

0	2760	78		102		36		
EF	108	3504		12		84		12
CF			3318		72		246	84
RL	853	62		2038		511		8
CF+EF			234		4206		24	186
EF+RL	226	1094		535		2474		11
CF+RL	216	16	1230	108	72	2	2210	486
CF+EF+RL	226	133	453	64	1576	84	463	2426

True Class

Predicted Class

SVM - Accuratezza Calibrazione:70.26%

0	92.7%	2.6%		3.4%		1.2%		
EF	2.9%	94.2%		0.3%		2.3%		0.3%
CF			89.2%		1.9%		6.6%	2.3%
RL	24.6%	1.8%		58.7%		14.7%		0.2%
CF+EF			5.0%		90.5%		0.5%	4.0%
EF+RL	5.2%	25.2%		12.3%		57.0%		0.3%
CF+RL	5.0%	0.4%	28.3%	2.5%	1.7%	0.0%	50.9%	11.2%
CF+EF+RL	4.2%	2.5%	8.4%	1.2%	29.1%	1.5%	8.5%	44.7%

True Class

Predicted Class

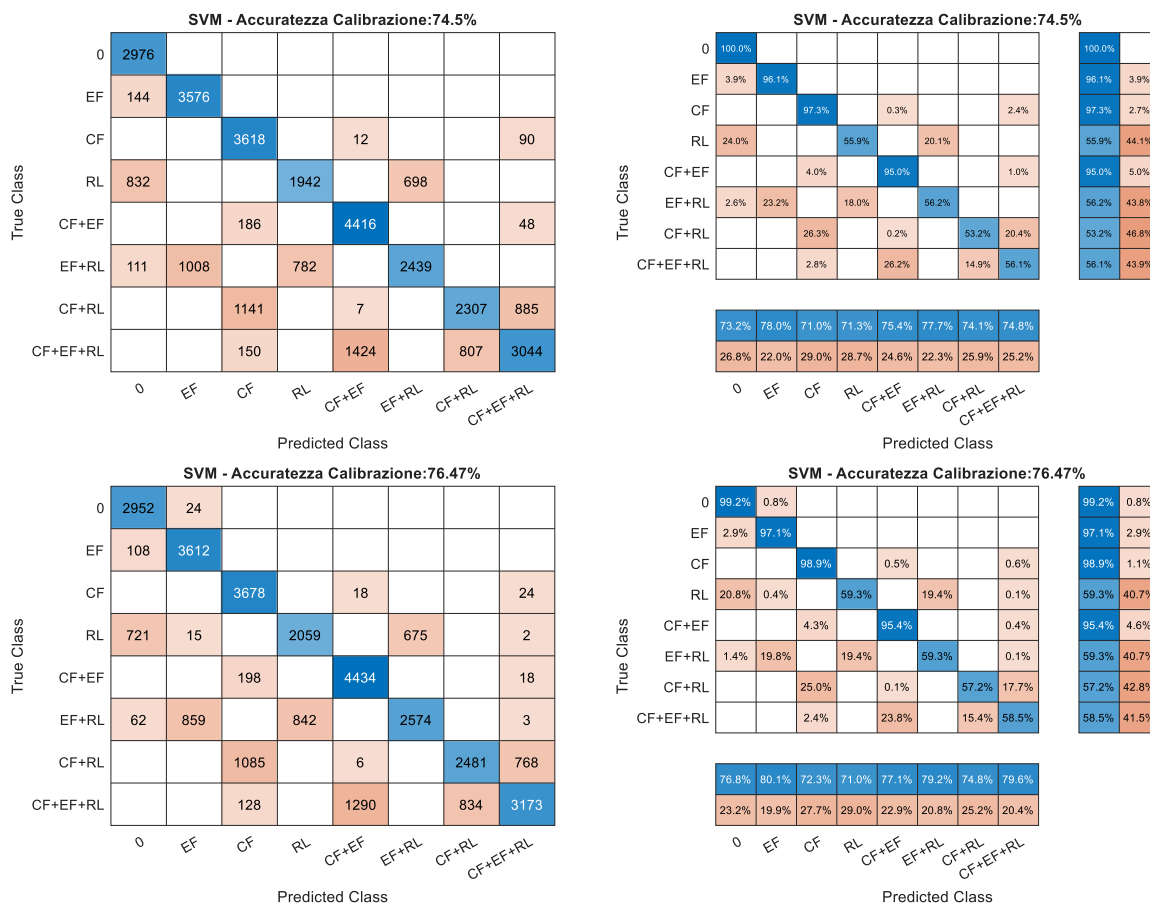


Figura 6 – Matrici di confusione per il metodo SVM addestrato per la modalità invernale, in cui a sinistra è mostrato il numero di occorrenze vere (sulla diagonale) e false (altrove) ed a destra le corrispondenti percentuali di accadimento. Prima riga in alto: SET 1 di input; seconda riga: SET 2 di input; terza riga: SET 3 di input; quarta riga: SET 4 di input

7.3 Confronto tra metodo semi-deterministico e metodo basato su Machine Learning

Scelto il set di dati di input (SET 3) per il modello SVM, esso è stato testato nelle 5 località climatiche di riferimento per un intervallo temporale di 12 anni, includendo 7 differenti scenari di accadimento dei guasti. Le successive sottosezioni mostrano i risultati ottenuti rispettivamente considerando un uso della macchina solo in raffreddamento ed un uso combinato raffreddamento+riscaldamento.

7.3.1 Risultati per utilizzo in solo raffreddamento

L'andamento della severità dei guasti nel tempo e la classificazione proposta dall'algoritmo SVM è mostrato, per tutti i climi, dalla Figura 7 alla Figura 10 (Courmayeur è escluso in quanto non prevede ore di raffreddamento). Ogni figura si riferisce ad un particolare scenario di accadimento per i 3 guasti, indicato nel corrispondente titolo.

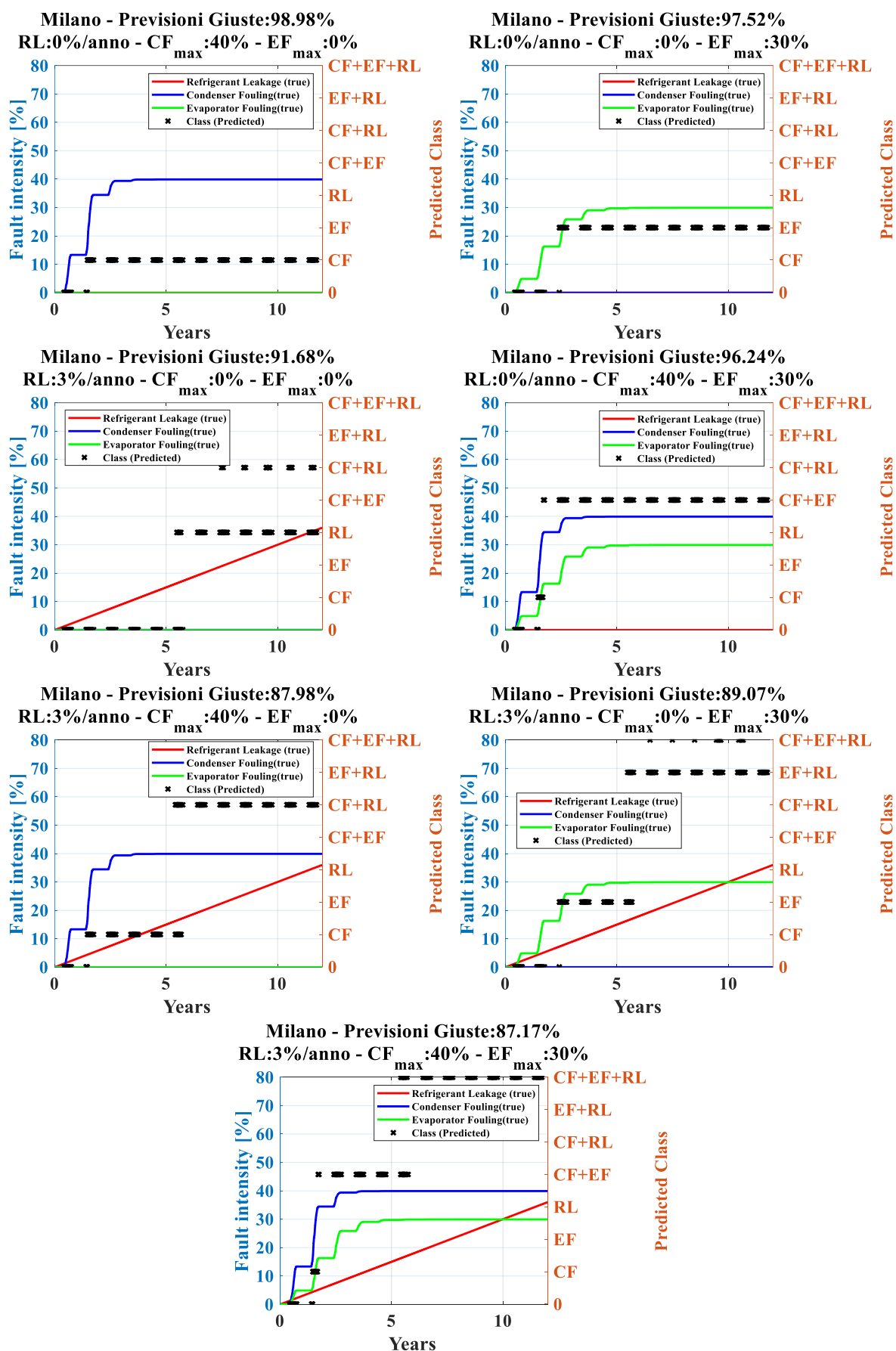


Figura 7 – Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità solo raffreddamento nel clima di Milano. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

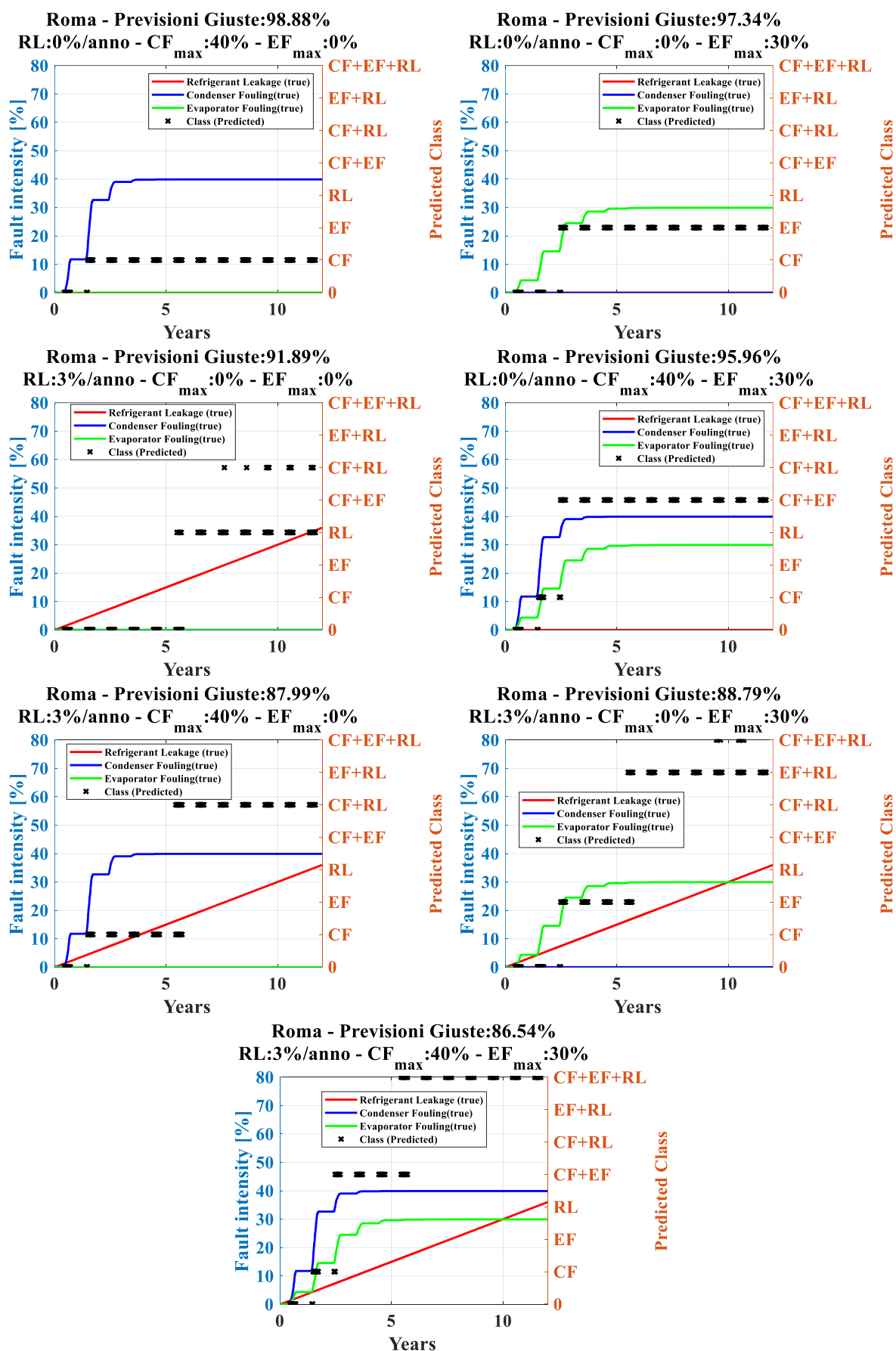


Figura 8 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità solo raffreddamento nel clima di Roma. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

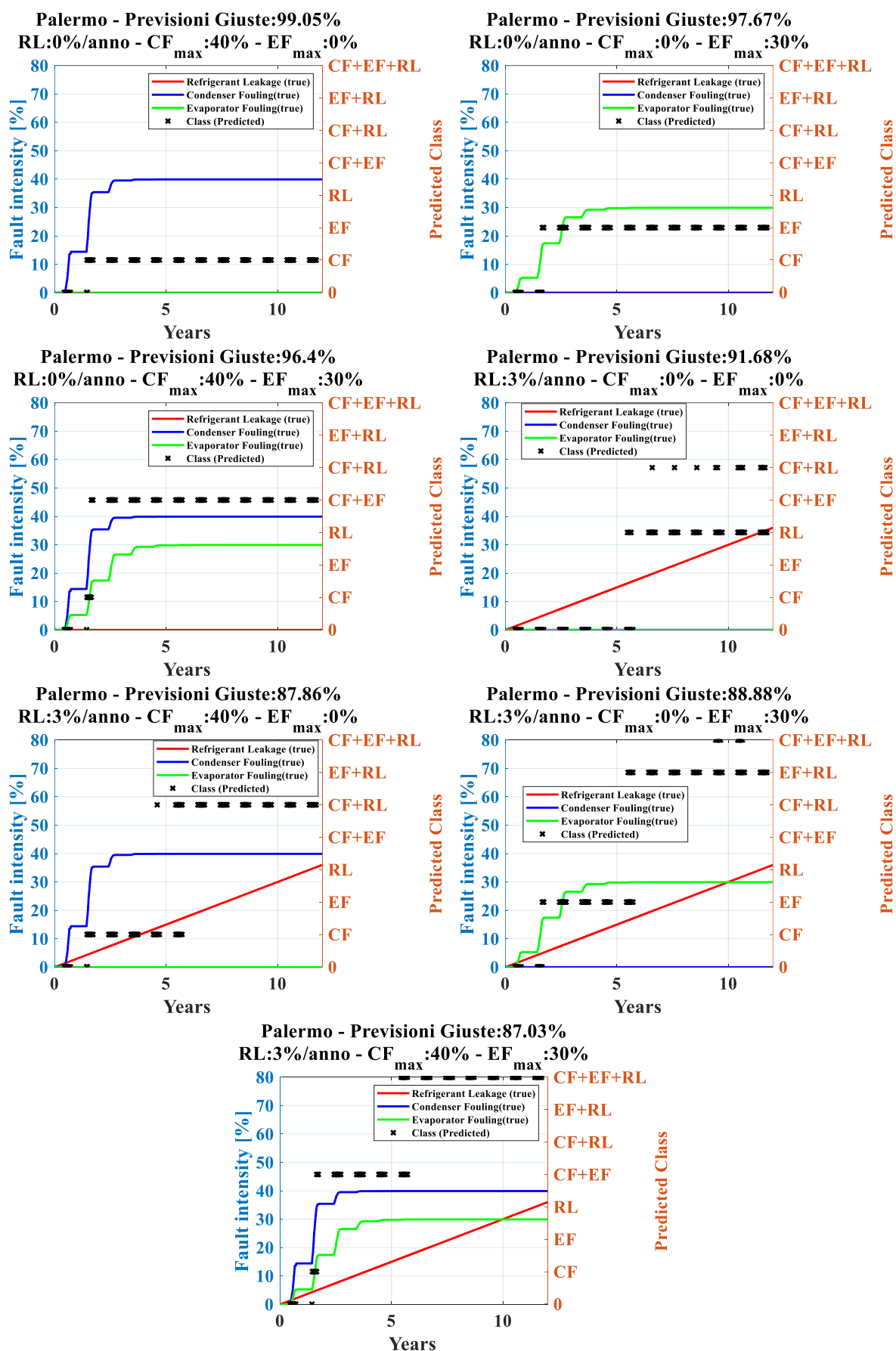


Figura 9 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità solo raffreddamento nel clima di Palermo. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

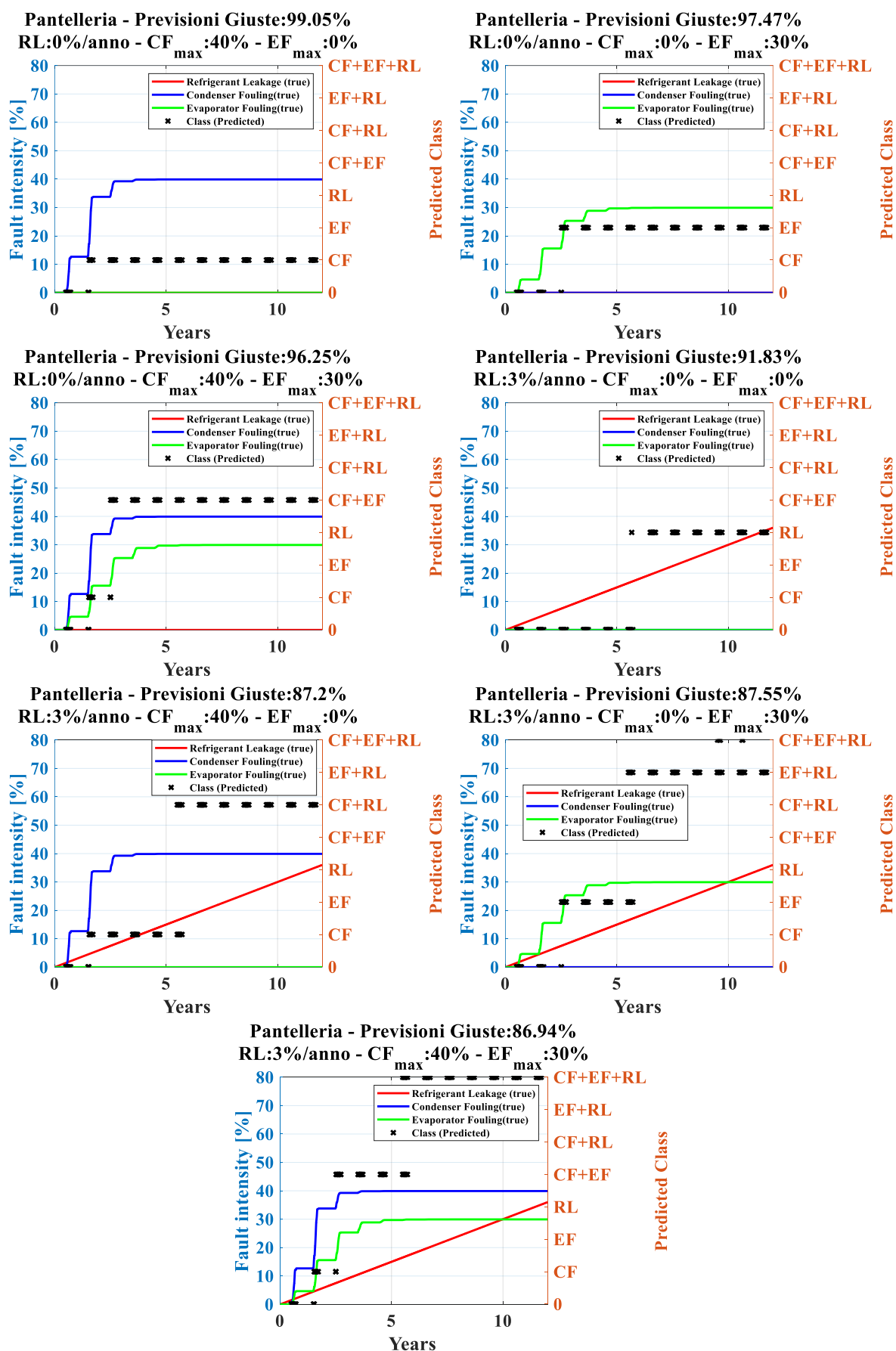


Figura 10 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità solo raffreddamento nel clima di Pantelleria. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

Per riassumere in maniera quantitativa la correttezza delle previsioni, sono stati definiti i seguenti indici True Positive Rate e True Negative Rate, definiti in [1] e [2]:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \text{ (True Positive Rate); } TNR = \frac{TN}{TN + FP} \text{ (True Negative Rate)}$$

Dove TP (true positive) rappresenta i casi in cui quel determinato guasto è presente (oltre soglia) ed è correttamente individuato, TN (true negative) rappresenta i casi in cui quel guasto non è presente (sotto soglia) e non è individuato, FN (false negative) rappresenta i casi in cui quel guasto è presente ma non individuato e FP (false positive) rappresenta i casi in cui quel guasto non è presente ma è individuato dall'algoritmo.

I valori del TPR e del TNR sono riportati rispettivamente applicati all'algoritmo SVM ed al metodo semi-deterministico nella Tabella 4 e Tabella 5, che includono tutti gli scenari simulati. Si nota come il modello di Machine Learning fornisca una corretta stima dello status della macchina solo quando vengono utilizzati strumenti di misura molto precisi (incertezza temperatura inferiore a ± 0.2 °C). Oltre questi valori, entrambi gli approcci peggiorano la loro accuratezza, con il metodo semi-deterministico che diventa migliore.

Tabella 4 – Valori degli indici True Positive Rate e True Negative Rate applicati al modello SVM per ogni classe di guasto nel caso di funzionamento della macchina per 12 anni in modalità solo raffreddamento, considerando il SET 3 di dati di input per l'algoritmo SVM. Le differenti colonne si riferiscono a differenti valori di accuratezza di misura dei sensori virtuali utilizzati. Il colore verde indica una migliore precisione del modello SVM rispetto al modello semi-deterministico; il colore rosso indica una migliore precisione del modello semi-deterministico rispetto all'algoritmo SVM; il colore nero indica nessuna differenza tra i due modelli proposti

Accuratezza (TPR/TNR) modello SVM- Solo Cooling - INPUT SET 3											
(Percentuale di previsioni giuste sul totale) [%]											
Clima	Inc Misure -> Guasto*	0°C		0.2°C		0.4°C		0.6°C		0.8°C	
		TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR
Milano	RL	100,0	94,2	99,2	79,4	97,6	68,8	96,6	63,3	95,9	60,1
	CF	100,0	99,0	97,5	97,9	92,0	89,9	87,2	84,0	83,6	79,9
	EF	100,0	97,8	100,0	97,7	100,0	97,2	99,9	96,8	99,8	96,4
	TOT	100,0	96,7	98,8	90,3	96,2	83,6	93,9	79,5	92,2	76,9
Roma	RL	100,0	94,2	99,5	78,4	97,9	68,1	96,5	62,7	95,7	59,6
	CF	100,0	98,9	97,7	97,8	92,1	89,8	87,4	83,8	84,0	80,3
	EF	100,0	97,7	100,0	97,5	100,0	97,1	99,9	96,6	99,8	96,0
	TOT	100,0	96,6	98,9	89,8	96,2	83,3	94,0	79,2	92,3	76,8
Palermo	RL	100,0	94,1	99,4	78,7	97,8	68,2	96,6	62,7	95,8	59,6
	CF	100,0	99,0	97,8	97,7	92,1	89,7	87,7	83,9	84,4	79,9
	EF	100,0	97,9	100,0	97,7	100,0	97,3	100,0	97,0	99,9	96,4
	TOT	100,0	96,7	98,9	89,9	96,2	83,2	94,1	79,2	92,5	76,7
Pantelleria	RL	100,0	93,8	99,1	74,2	97,6	64,7	96,6	59,7	95,5	56,9
	CF	100,0	99,1	97,4	97,7	92,9	88,7	87,6	82,3	94,8	77,5
	EF	100,0	97,8	100,0	97,5	100,0	97,1	100,0	96,7	99,9	96,1
	TOT	100,0	96,5	98,8	88,1	96,5	81,5	94,1	77,5	92,6	74,9
*RL: Perdita di refrigerante; CF: Sporramento al condensatore; EF: Sporramento all'evaporatore; TOT: tutti i guasti											

Tabella 5 - Valori degli indici True Positive Rate e True Negative Rate applicati al modello semi-deterministico per ogni classe di guasto nel caso di funzionamento della macchina per 12 anni in modalità solo raffrescamento, considerando il SET 3 di dati di input per l'algoritmo SVM. Le differenti colonne si riferiscono a differenti valori di accuratezza di misura dei sensori virtuali utilizzati. Il colore verde indica una migliore precisione del modello semi-deterministico rispetto al modello SVM; il colore rosso indica una migliore precisione dell'algoritmo SVM rispetto al metodo semi-deterministico; il colore nero indica nessuna differenza tra i due modelli proposti

Accuratezza (TPR/TNR) modello deterministico- Solo Cooling - INPUT SET 3 (Percentuale di previsioni giuste sul totale) [%]											
<i>Clima</i>	<i>Inc Misure - > Guasto*</i>	<i>0°C</i>		<i>0.2°C</i>		<i>0.4°C</i>		<i>0.6°C</i>		<i>0.8°C</i>	
		<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>
<i>Milano</i>	<i>RL</i>	96,1	89,1	96,2	87,3	96,3	81,1	96,2	73,7	96,3	67,2
	<i>CF</i>	98,7	95,4	98,4	95,5	97,8	95,2	97,0	94,8	96,0	93,6
	<i>EF</i>	100,0	98,0	100,0	98,1	100,0	97,9	99,8	97,7	99,6	97,2
	<i>TOT</i>	98,7	93,6	98,6	93,0	98,3	90,3	97,9	87,1	97,4	84,0
<i>Roma</i>	<i>RL</i>	95,9	87,6	96,1	85,5	96,3	79,8	96,2	72,7	96,2	65,9
	<i>CF</i>	98,7	95,8	98,5	95,6	97,9	95,4	97,1	95,1	96,0	93,8
	<i>EF</i>	100,0	97,9	100,0	97,9	100,0	97,8	99,8	97,6	99,4	97,1
	<i>TOT</i>	98,6	93,1	98,6	92,1	98,4	89,8	98,0	86,8	97,3	83,5
<i>Palermo</i>	<i>RL</i>	95,9	88,8	96,2	86,6	96,4	80,2	96,3	72,8	96,1	66,0
	<i>CF</i>	98,8	95,4	98,5	95,4	97,9	95,3	96,9	94,8	96,0	96,7
	<i>EF</i>	100,0	98,0	100,0	98,0	100,0	98,0	99,8	97,8	99,5	97,4
	<i>TOT</i>	98,7	93,3	98,6	92,6	98,4	89,9	97,9	86,7	97,7	83,5
<i>Pantelleria</i>	<i>RL</i>	94,8	87,5	95,2	84,8	95,7	78,4	95,8	70,5	95,5	63,7
	<i>CF</i>	98,5	96,1	98,2	96,2	97,6	96,1	96,8	95,8	95,7	95,0
	<i>EF</i>	100,0	98,0	100,0	98,0	100,0	97,8	99,9	97,5	99,6	97,1
	<i>TOT</i>	98,3	93,2	98,3	92,1	98,1	89,4	97,6	86,0	97,2	82,9
*RL: Perdita di refrigerante; CF: Sporramento al condensatore; EF: Sporramento all'evaporatore; TOT: tutti i guasti											

7.3.2 Risultati per utilizzo combinato raffrescamento + riscaldamento

Come visto nella sezione precedente, anche per l'utilizzo combinato l'andamento della severità dei guasti nel tempo confrontato con la classificazione proposta dall'algoritmo SVM è mostrato, per tutti i climi, dalla Figura 11 alla Figura 15. Ogni grafico si riferisce ad un particolare scenario di accadimento per i 3 guasti, indicato nel corrispondente titolo. Rispetto al caso di solo raffrescamento, è possibile notare come le previsioni siano leggermente meno precise.

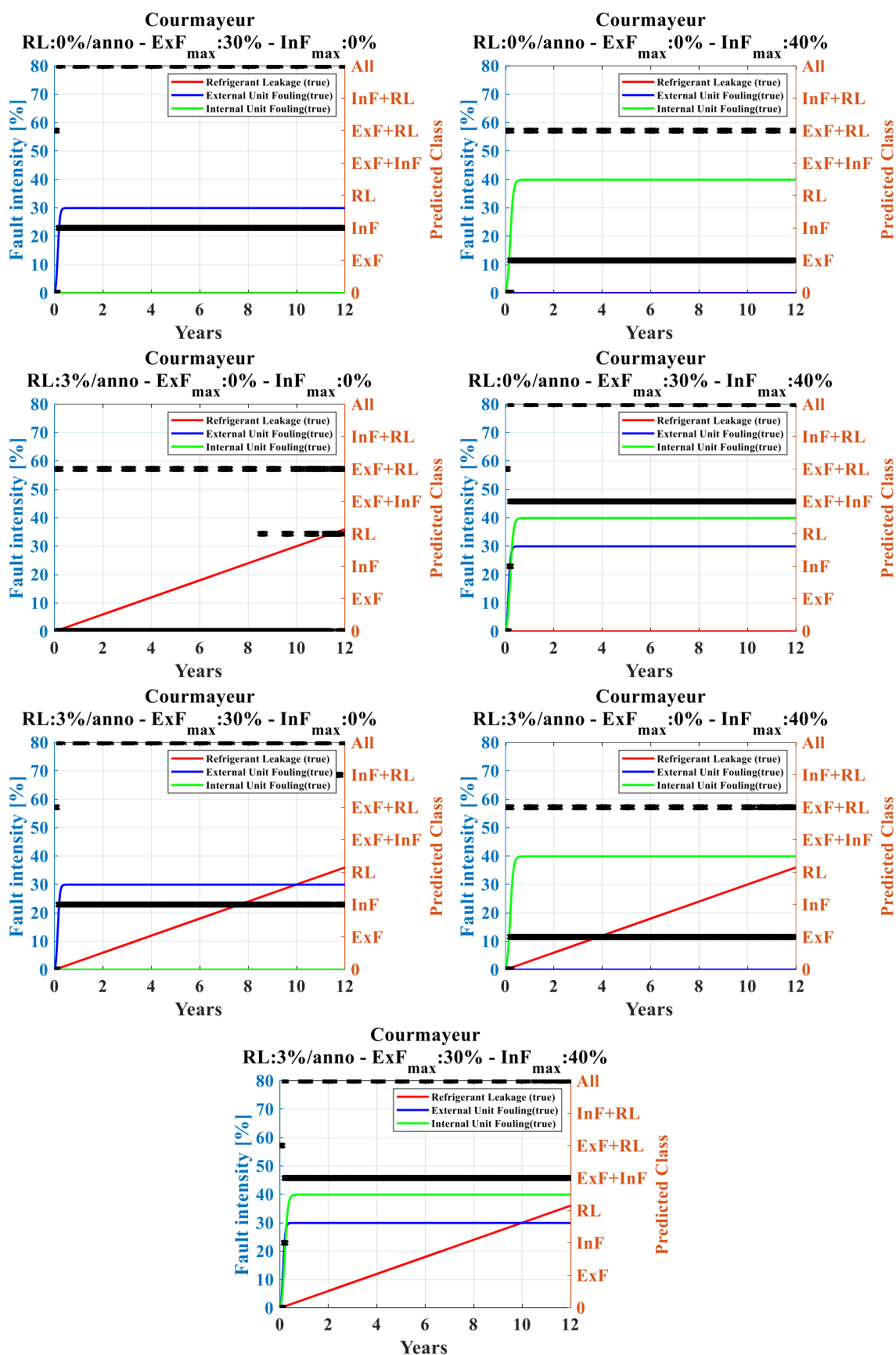


Figura 11 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Courmayeur. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

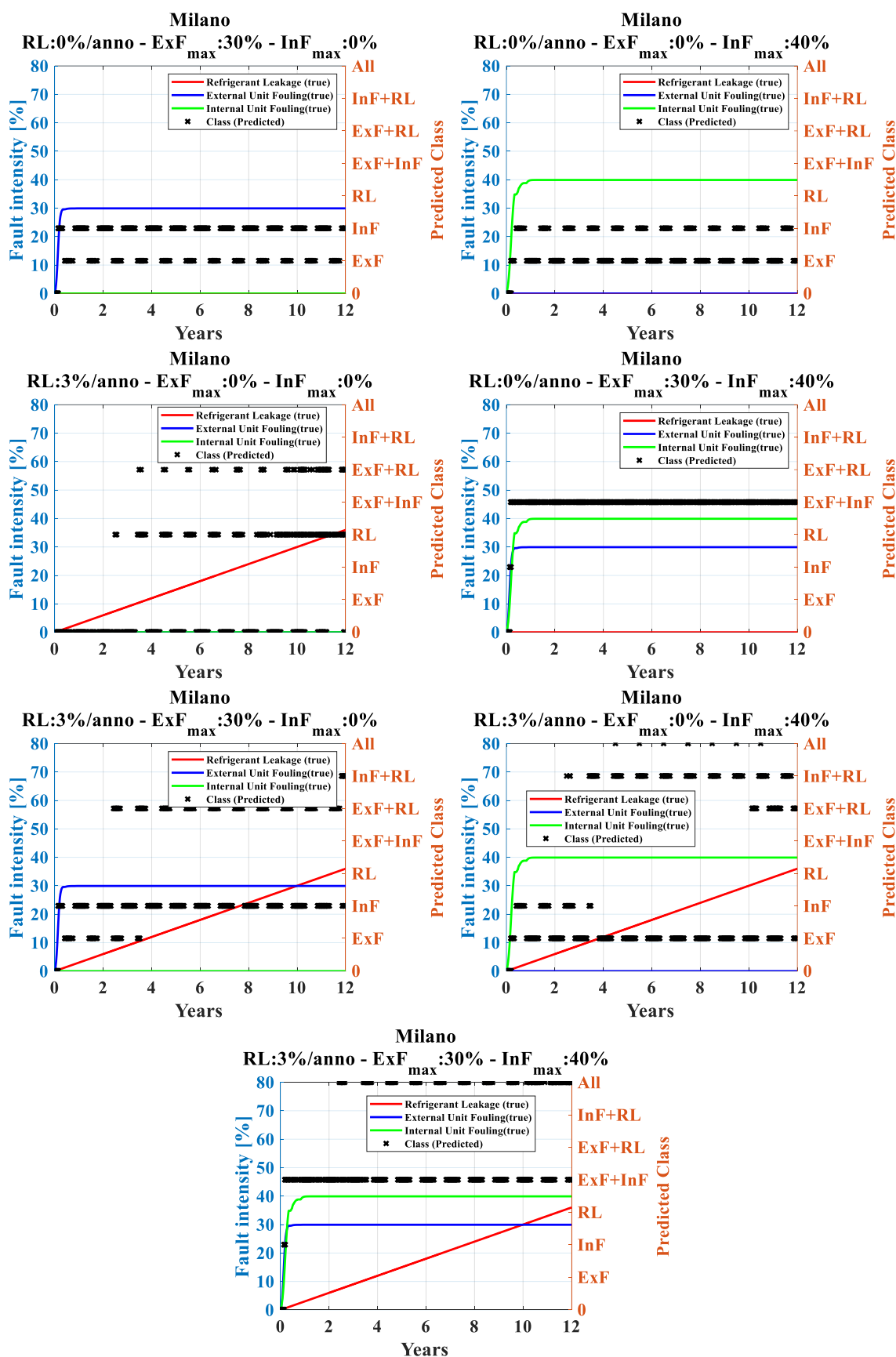


Figura 12 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Milano. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algorithm SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

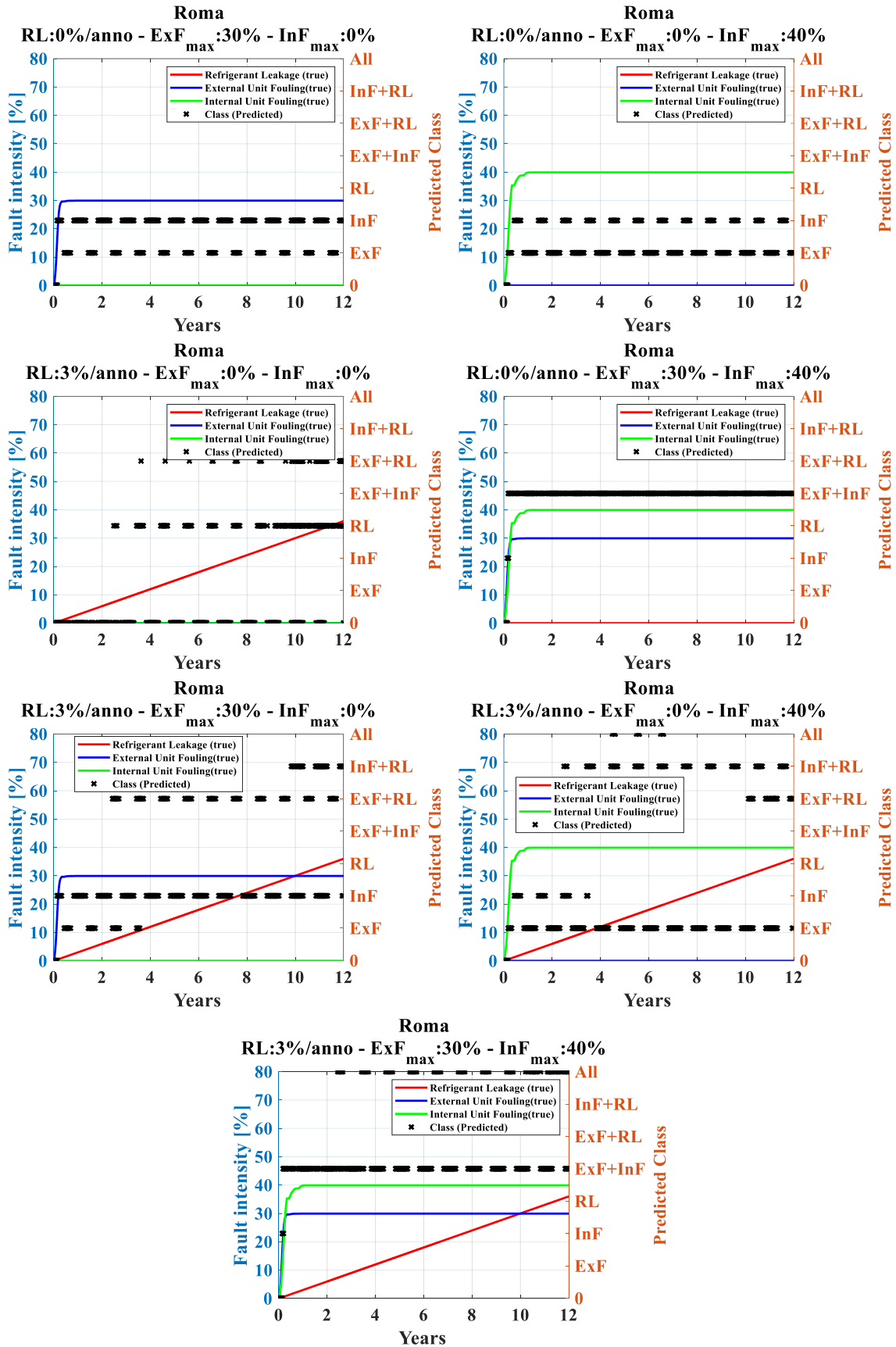


Figura 13 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Roma. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

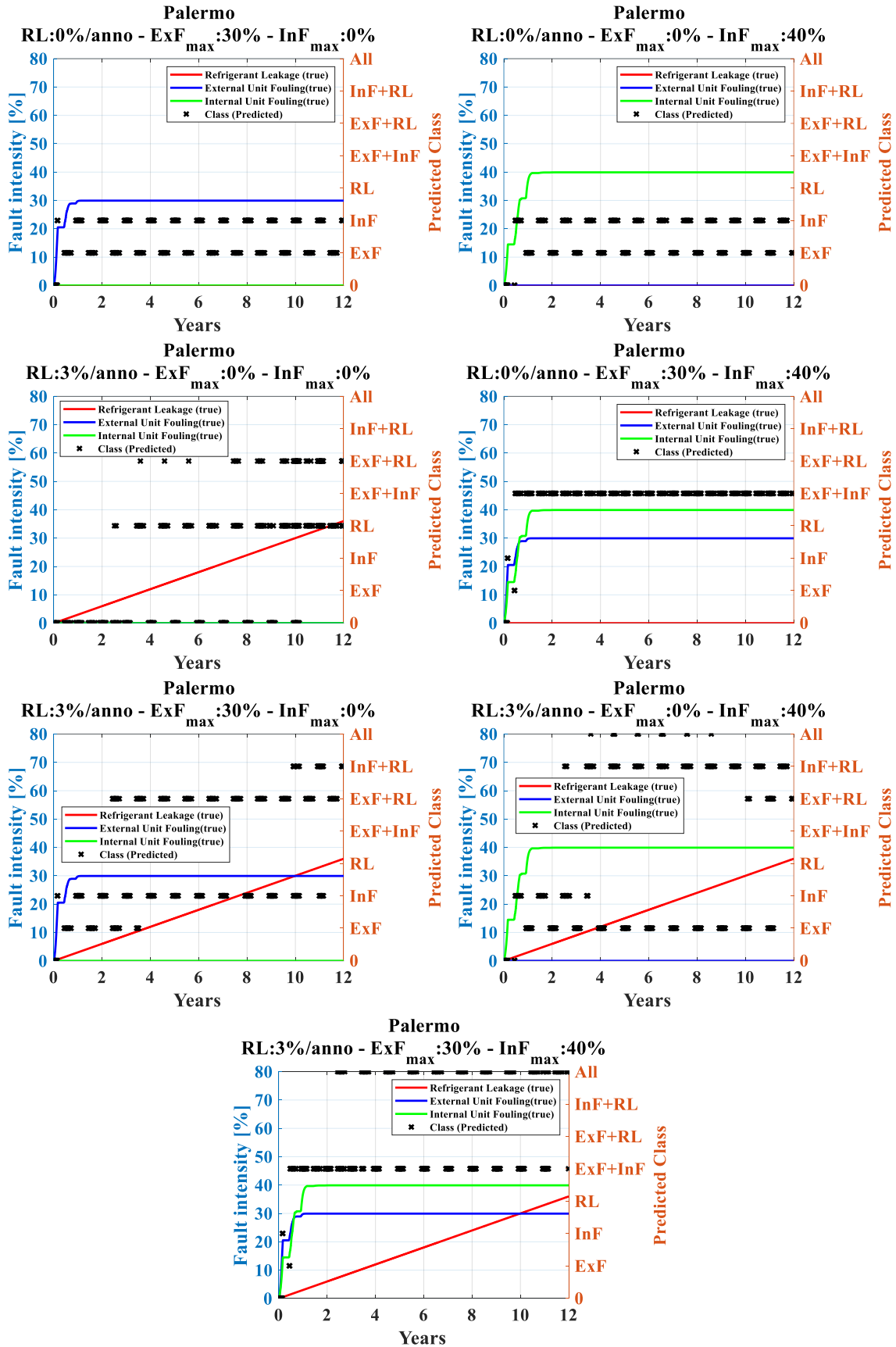


Figura 14 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Palermo. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

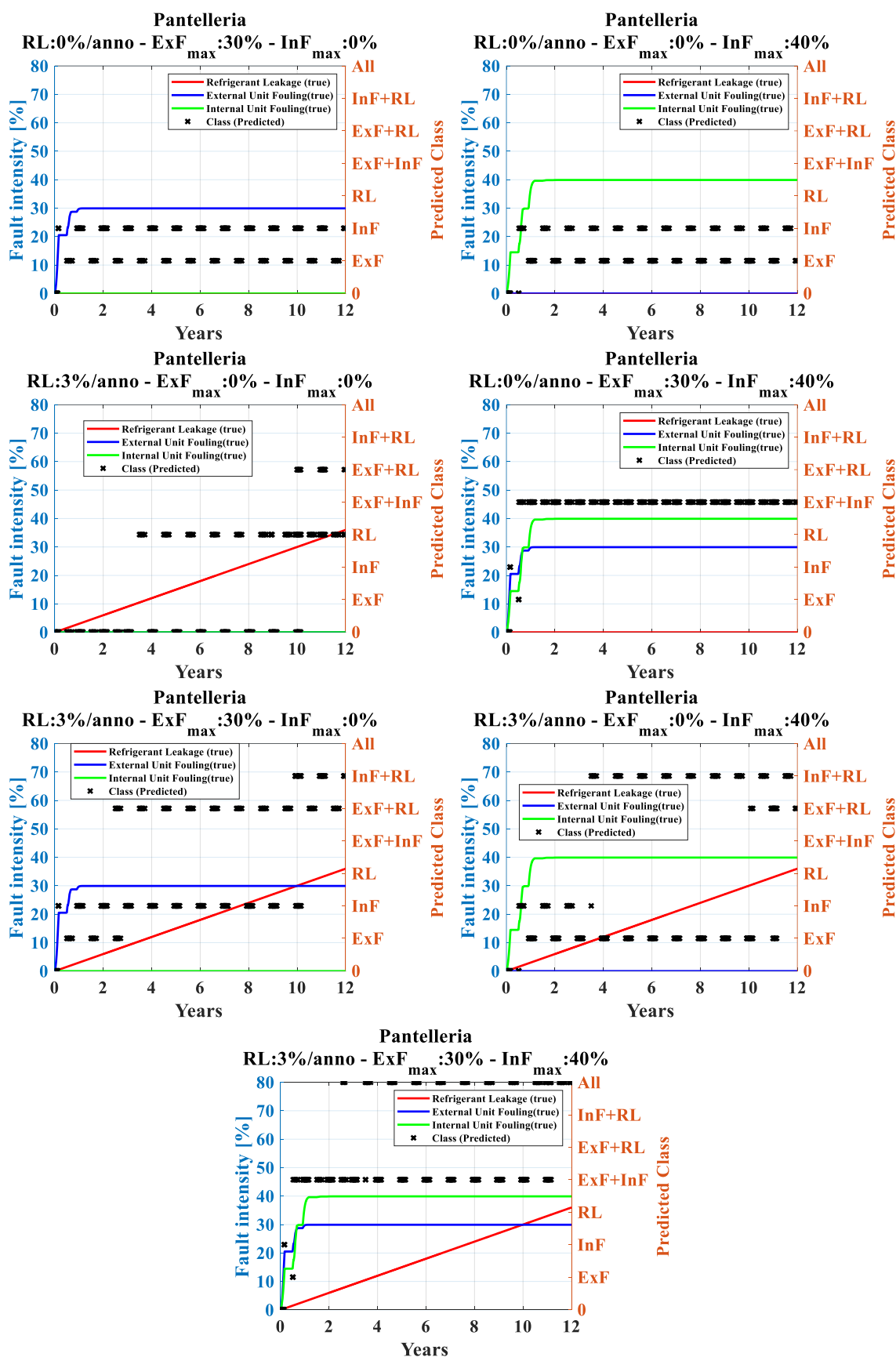


Figura 15 - Risultati dell'efficacia del metodo SVM applicato in modalità combinata (raffrescamento+ riscaldamento) nel clima di Pantelleria. Asse y a sx e linee continue: percentuale di intensità del guasto effettiva. Asse y a dx e markers: classe predetta dall'algoritmo SVM. Ogni grafico si riferisce ad un determinato scenario di occorrenza dei vari guasti, indicato nel titolo del grafico stesso.

I valori del TPR e del TNR sono riportati rispettivamente applicati all'algoritmo SVM ed al metodo semi-deterministico nella Tabella 6 e Tabella 7, che includono tutti gli scenari simulati. Si nota come questa volta il modello di Machine Learning fornisca globalmente una stima più accurata solo dei veri negativi (maggiore TNR rispetto al metodo semi-deterministico), con valori in ogni caso via via minori con l'incremento dell'incertezza strumentale. Per tutti i casi e climi, gli indici TPR e TNR sono considerevolmente peggiori rispetto al caso di utilizzo della macchina in solo raffrescamento.

Tabella 6 - Valori degli indici True Positive Rate e True Negative Rate applicati al modello SVM per ogni classe di guasto nel caso di funzionamento della macchina per 12 anni in modalità combinata raffrescamento+ riscaldamento, considerando il SET 3 di dati di input per l'algoritmo SVM. Le differenti colonne si riferiscono a differenti valori di accuratezza di misura dei sensori virtuali utilizzati. Il colore verde indica una migliore precisione del modello SVM rispetto al modello semi-deterministico; il colore rosso indica una migliore precisione del modello semi-deterministico rispetto all'algoritmo SVM; il colore nero indica nessuna differenza tra i due modelli proposti

Accuratezza (TPR/TNR) modello SVM- Heating e Cooling - INPUT SET 3 (Percentuale di previsioni giuste sul totale) [%]											
<i>Clima</i>	<i>Inc Misure -> Guasto*</i>	<i>0°C</i>		<i>0.2°C</i>		<i>0.4°C</i>		<i>0.6°C</i>		<i>0.8°C</i>	
		<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>
<i>Courmayeur</i>	<i>RL</i>	29,3	92	47,2	63,4	48,9	57,6	49,6	54,8	50	53,4
	<i>ExF</i>	54,8	46,2	56,7	43,5	63,1	38,2	65,3	35,2	66,8	34,5
	<i>InF</i>	50	51,2	50	51,2	50	51,1	51,1	49,8	53,3	47,7
	<i>TOT</i>	50,6	69,2	52,9	54,9	56	50,8	57,6	48,3	59,3	46,9
<i>Milano</i>	<i>RL</i>	59,9	96,7	67,6	67,4	68,0	59,4	68,1	55,9	68,3	54,0
	<i>ExF</i>	58,9	60,8	58,8	57,5	64,6	48,7	67,6	43,0	69,0	40,5
	<i>InF</i>	59,1	60,6	59,2	60,6	59,1	60,5	59,3	60,2	60,7	58,7
	<i>TOT</i>	59,1	77,4	59,8	62,9	62,4	56,8	63,9	53,6	65,2	51,7
<i>Roma</i>	<i>RL</i>	64,1	96,8	69,3	67,8	69,4	59,8	68,4	56,1	68,3	54,2
	<i>ExF</i>	58,3	60,0	58,4	56,2	64,5	47,4	67,8	41,8	69,6	39,1
	<i>InF</i>	58,5	60,1	58,5	60,0	58,5	59,9	58,6	59,8	59,8	58,4
	<i>TOT</i>	59,0	77,2	59,5	62,7	62,3	56,5	63,7	53,3	65,0	51,3
<i>Palermo</i>	<i>RL</i>	75,0	93,9	78,7	67,8	78,8	59,6	78,1	55,7	77,5	53,7
	<i>ExF</i>	65,9	68,0	65,2	63,3	68,6	53,2	70,4	47,1	71,0	44,0
	<i>InF</i>	65,7	67,8	65,7	67,7	65,7	67,6	65,7	67,4	66,6	66,2
	<i>TOT</i>	66,8	79,8	67,0	66,6	68,4	60,0	69,2	56,6	69,8	54,5
<i>Pantelleria</i>	<i>RL</i>	82,7	93,9	83,1	70,6	81,7	60,9	80,2	56,8	79,2	54,6
	<i>ExF</i>	65,1	67,2	64,5	62,8	68,1	52,4	69,9	45,6	71,2	42,7
	<i>InF</i>	64,9	67,1	64,9	66,9	64,9	66,9	64,9	66,7	65,2	66,1
	<i>TOT</i>	67,0	79,4	66,7	67,5	68,2	60,2	68,8	56,5	69,4	54,5
*RL: Perdita di refrigerante; ExF: Sporco unità esterna; InF: Sporco unità interna; TOT: tutti i guasti											

Tabella 7 – Valori degli indici True Positive Rate e True Negative Rate applicati al modello semi-deterministico per ogni classe di guasto nel caso di funzionamento della macchina per 12 anni in modalità combinata raffrescamento+ riscaldamento, considerando il SET 3 di dati di input per l'algoritmo SVM. Le differenti colonne si riferiscono a differenti valori di accuratezza di misura dei sensori virtuali utilizzati. Il colore verde indica una migliore precisione del modello semi-deterministico rispetto al modello SVM; il colore rosso indica una migliore precisione dell'algoritmo SVM rispetto al metodo semi-deterministico; il colore nero indica nessuna differenza tra i due modelli proposti

Accuratezza (TPR/TNR) modello Deterministico- Heating e Cooling - INPUT SET 3 (Percentuale di previsioni giuste sul totale) [%]											
<i>Clima</i>	<i>Inc Misure -> Guasto*</i>	<i>0°C</i>		<i>0.2°C</i>		<i>0.4°C</i>		<i>0.6°C</i>		<i>0.8°C</i>	
		<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>	<i>TPR</i>	<i>TNR</i>
<i>Courmayeur</i>	<i>RL</i>	38,4	82,2	40,9	77,2	47,8	64,9	54,9	53,7	59,6	46,1
	<i>ExF</i>	59,8	42,4	61,2	40,3	65,6	35,4	69,5	32,5	71,4	31,5
	<i>InF</i>	53,2	47,6	53,3	47,5	53,4	47,5	53,7	47,3	54,2	46,9
	<i>TOT</i>	55,1	62,6	56	59,7	58,6	52,6	61,1	46,5	62,5	42,5
<i>Milano</i>	<i>RL</i>	67,1	85,0	68,4	79,6	72,0	66,2	75,8	54,3	78,7	45,6
	<i>ExF</i>	59,3	57,8	60,1	56,6	63,9	51,4	68,4	47,2	70,5	45,2
	<i>InF</i>	59,2	60,6	59,2	60,5	59,2	60,5	59,2	60,4	59,2	60,2
	<i>TOT</i>	60,0	71,2	60,5	68,4	62,6	60,7	65,0	54,0	66,2	49,4
<i>Roma</i>	<i>RL</i>	69,7	86,2	70,9	80,3	74,0	66,8	76,9	55,0	79,1	45,7
	<i>ExF</i>	58,3	58,0	58,7	56,8	62,1	52,2	66,6	47,8	69,4	45,5
	<i>InF</i>	58,5	60,0	58,5	60,0	58,5	59,9	58,5	59,9	58,5	59,7
	<i>TOT</i>	59,5	71,7	59,8	68,6	61,7	61,1	64,0	54,4	65,5	49,4
<i>Palermo</i>	<i>RL</i>	78,6	85,6	79,6	79,9	81,8	67,6	83,7	57,0	85,2	48,2
	<i>ExF</i>	64,0	65,0	64,3	64,3	66,9	59,9	70,8	55,7	72,9	53,3
	<i>InF</i>	65,7	67,7	65,7	67,7	65,7	67,6	65,7	67,6	65,6	67,5
	<i>TOT</i>	66,4	75,2	66,6	72,3	68,0	65,6	70,0	59,5	71,1	54,9
<i>Pantelleria</i>	<i>RL</i>	87,1	86,6	86,9	81,3	86,8	69,6	86,7	58,2	87,0	49,4
	<i>ExF</i>	63,1	66,4	63,1	66,2	64,4	64,0	67,4	60,4	70,0	57,7
	<i>InF</i>	64,9	67,1	64,9	67,1	64,9	67,1	64,9	67,0	64,8	67,0
	<i>TOT</i>	66,6	75,8	66,6	73,3	67,1	67,4	68,4	61,2	69,9	56,4
*RL: Perdita di refrigerante; ExF: Sporramento unità esterna; InF: Sporramento unità interna; TOT: tutti i guasti											

8 Contributo delle eventuali consulenze alle attività sopra descritte

Per questa linea di attività (LA 4.15) non è stata effettuata alcuna consulenza.

9 Pubblicazioni scientifiche

R. Mastrullo, A.W. Mauro, F. Pelella, R. Trinchieri, L. Viscito. Effect of combined refrigerant leakage and HEX fouling on performances on an air-to-air EHP in different Italian Climates. In *Journal of Physics: Conference Series* (2024, Vol. 2893, No. 1, p. 012115). IOP Publishing.

10 Eventi di disseminazione

Per la linea di attività LA 4.15 non è stato effettuato alcun evento di disseminazione.

11 Bibliografia

- [1] Y. Chen, A. Ebrahimifakhar, Y. Hu, D.P. Yuill, Generalizability of machine learning-based fault classification for residential air-conditioners, *Energy and Buildings* 295 (2023) 113263.
- [2] M.R. Uddin, D.P. Yuill, R.E. Williams, B. Dvorak, A machine learning classifier for automated fault detection and diagnosis (AFDD) of rooftop units, addressing practical challenges of application, *Energy and Buildings* 310 (2024) 114101.