



UNIVERSITÀ  
POLITECNICA  
DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Dipartimento Ingegneria Industriale e Scienze Matematiche – DIISM

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA MECCANICA  
CURRICULUM “SISTEMI MECCANICI E DELL’AUTOMAZIONE”

---

Realizzazione di un Digital Twin simulation based di un  
impianto bifase nel settore oil&gas

---

The realisation of a simulation based Digital Twin for a multiphase  
liquid-gas plant in the oil&gas sector

**Relatore:**  
Prof. Giovanni Mazzuto

**Tesi di laurea di:**  
Ilaria Pietrangeli  
matricola 1101076

---

Università Politecnica delle Marche  
Facoltà di Ingegneria  
Corso di Laurea in Ingegneria Meccanica  
Via Brezze Bianche – 60131 Ancona (AN), Italy

## Sommario

Introduzione .....	1
0.1.    Struttura della tesi.....	7
Capitolo 1. Descrizione dell'impianto .....	8
1.1.    Descrizione generale .....	8
1.2.    Schema dell'impianto e il suo funzionamento .....	9
1.3.    Componenti idraulici dell'impianto .....	10
1.3.1.    Pompa.....	11
1.3.2.    Eiettore .....	12
1.3.3.    Serbatoio.....	15
1.3.4.    Condutture.....	16
1.4.    Valvole di regolazione .....	17
1.5.    Sensori.....	18
1.5.1.    Endress Hauser Promag W.....	19
1.5.2.    Setra 280E .....	20
1.5.3.    Foxboro 841GM-CI1.....	21
1.5.4.    Foxboro IDP-10.....	22
1.5.5.    Foxboro Vortex DN 50 .....	23
1.5.6.    Endress Hauser Cerabar M PMP51 .....	24
1.5.7.    Endress Hauser Prowirl 200 .....	25
1.6.    Elettronica di controllo.....	26
1.6.1.    RevPi : Revolution Pi.....	26
1.6.2.    Lettura dei sensori .....	28
1.6.3.    Lettura dei dati e interfaccia.....	31
1.6.4.    Output.....	32
1.6.5.    Controllo elettrovalvole.....	35
Capitolo 2. La calibrazione dei sensori .....	37
2.1.    Cenni di teoria .....	37
2.1.1.    Un trasduttore.....	37

2.1.2.	Taratura statica .....	38
2.1.3.	Analisi di regressione: metodo ai minimi quadrati.....	39
2.1.4.	Coefficiente di determinazione $R^2$ .....	41
2.2.	Strumentazione per la calibrazione .....	42
2.2.1.	Misure di flusso .....	42
2.2.2.	Misure di pressione .....	43
2.2.3.	Misure di livello .....	43
2.2.4.	Misure di output .....	44
2.3.	Taratura .....	44
2.3.1.	I sensori .....	44
2.3.2.	S8.....	45
2.3.3.	S1.....	46
2.3.4.	S6.....	47
2.3.5.	S2.....	48
2.3.6.	S3.....	49
2.3.7.	S4.....	50
2.3.8.	S5.....	51
2.3.9.	S7.....	52
2.4.	Taratura: riepilogo.....	53
Capitolo 3. Digital Twin & reti neurali .....		54
3.1.	Campi di applicazione del DT.....	54
3.2.	Modelli basati sulla fisica o sull'apprendimento automatico.....	55
3.3.	Tecnologie abilitanti per lo sviluppo di un Digital Twin .....	57
3.3.1.	Il digital twin dell'eiettore.....	58
3.4.	Machine Learning .....	58
3.4.1.	I tre tipi di ML.....	59
3.5.	Le reti neurali .....	62
3.5.1.	I parametri MLP .....	65
Capitolo 4. Caso di studio .....		66

4.1.	Il dataset .....	66
4.2.	Le 3 reti .....	68
4.2.1.	RETE_PwatIN_Pdiff_VwatIN.....	68
4.2.2.	RETE_QairIN_PwatIN_Pdiff .....	74
4.2.3.	Regressione lineare .....	79
4.2.4.	RETE_PwatIN_QwatIN.....	81
5.	Conclusioni e sviluppi futuri .....	87
	Bibliografia .....	89
	Appendice .....	92

## Indice delle tabelle

Tabella 1. Caratteristiche dei dispositivi presenti sull'impianto.....	10
Tabella 2. Caratteristiche pompa centrifuga flangiata monoblocco.....	11
Tabella 3. Caratteristiche serbatoio Elbi 780-I.....	15
Tabella 4. Caratteristiche valvola di intercettazione manuale.....	16
Tabella 5. Caratteristiche elettrovalvole.....	17
Tabella 6. Sensori e valvole impianto .....	18
Tabella 7. Caratteristiche Endress Hauser Promag W .....	19
Tabella 8. Caratteristiche Setra 280E.....	20
Tabella 9. Caratteristiche Foxboro 841GM-CI1 .....	21
Tabella 10. Caratteristiche Foxboro IDP-10 .....	22
Tabella 11. Caratteristiche Foxboro Vortex DN50 .....	23
Tabella 12. Caratteristiche Endress Hauser Cerbar M PMP51 .....	24
Tabella 13. Endress Hauser Prowirl 200.....	25
Tabella 14. Configurazione Pin input [22].....	29
Tabella 15. Impostazioni configurazione PIN input [22].....	30
Tabella 16. Elenco letture dei sensori nella stringa di dati.....	31
Tabella 17. PIN output RevPi[24].....	33
Tabella 18. Impostazioni configurazione PIN Output[24].....	33
Tabella 19. Valori di riferimento del PID .....	36
Tabella 20. Caratteristiche S8 .....	45
Tabella 21. Valori taratura S8 .....	45
Tabella 22. Parametri retta di regressione S8.....	46
Tabella 23. Caratteristiche S1 .....	46
Tabella 24. Valori taratura S1 .....	46
Tabella 25. Parametri retta di regressione S1 .....	47
Tabella 26. Caratteristiche S6 .....	47
Tabella 27. Valori di taratura S6 .....	47
Tabella 28. Parametri retta regressione S6.....	48
Tabella 29. Caratteristiche sensore S2 .....	48
Tabella 30. Valori taratura S2 .....	48
Tabella 31. Parametri retta di regressione S2.....	49
Tabella 32. Caratteristiche sensore S3 .....	49
Tabella 33. Valori taratura S3 .....	50
Tabella 34. Valori retta di regressione S3 .....	50
Tabella 35. Caratteristiche sensore S4 .....	50

Tabella 36. Valori taratura S4 .....	51
Tabella 37. Parametri retta di regressione S4.....	51
Tabella 38. Caratteristiche sensore S5 .....	51
Tabella 39. Valori di taratura S5 .....	52
Tabella 40. Parametri retta di regressione S5.....	52
Tabella 41. Caratteristiche sensore S7 .....	52
Tabella 42. Valori di taratura S7 .....	53
Tabella 43. Parametri retta di regressione S7.....	53
Tabella 44. Prove acquisite dall'impianto .....	67
Tabella 45. Variabili header del dataset.....	67
Tabella 46. Parametri per normalizzazione.....	69
Tabella 47. Prove per addestramento rete .....	70
Tabella 48. Valori indicativi della bontà della rete .....	71
Tabella 49. Dataset di addestramento per RETE_QairIN_PwatIN_Pdiff.....	74
Tabella 50. Parametri per normalizzazione.....	75
Tabella 51. Dataset di addestramento regressione lineare .....	80
Tabella 52. Valori ottenuti con il caricamento della prova R_3_250_1.5_20220510_170741... 80	
Tabella 53. Dataset di addestramento per RETE_PwatIN_QwatIN .....	81
Tabella 54. Parametri per normalizzazione.....	81
Tabella 55. Score, Test & Training error, $R^2$ - RETE_PwatIN_QwatIN .....	82
Tabella 56. Coefficienti eiettore.....	92
Tabella 57. Prove di addestramento delle reti .....	93
Tabella 58. Grafici ed errori dei dati di ciascuna prova processati con la rete RETE_Pwatt_Pdiff_VwattIN.....	94
Tabella 59. Grafici ed errori dei dati di ciascuna prova processati con la rete RETE_QairIN_PwatIN_Pdiff .....	98
Tabella 60. Grafici ed errori dei dati di ciascuna prova processati con la rete RETE_PwatIN_QwatIN.....	103

## Indice delle figure

Figura 1. Sistema di estrazione .....	2
Figura 2. Struttura della serie ISO 23247 [12].....	5
Figura 3.IoT framework per DT.....	6
Figura 4. Entità funzionali del DT .....	6
Figura 5. Foto dell'impianto sperimentale – DIISM .....	8
Figura 6. Rappresentazione 3D dell'impianto sperimentale.....	9
Figura 7. Pompa centrifuga.....	11
Figura 8. Curve caratteristiche della pompa.....	12
Figura 9. Eiettore.....	12
Figura 10. Schema esplicativo dell'eiettore[13] .....	13
Figura 11. Schema diffusore[14].....	14
Figura 12. Serbatoio verticale Elbi780-I.....	15
Figura 13. Valvole di regolazione: a)foto b) modello CAD.....	17
Figura 14. Endress+ Hauser Promag W.....	19
Figura 15. Setra 280E.....	20
Figura 16. Foxboro 841GM-CI1 .....	21
Figura 17. Foxboro IDP-10 .....	22
Figura 18. Foxboro Vortex DN50.....	23
Figura 19. Endress Hauser Cerbar M PMP51 .....	24
Figura 20. Endress Hauser Prowirl 200.....	25
Figura 21. RevPi : dispositivo di acquisizione dati .....	26
Figura 22. Configurazione PIN input.....	28
Figura 23. Interfaccia RevPi [22].....	29
Figura 24. Interfaccia impianto .....	32
Figura 25. Configurazione PIN output [24] .....	33
Figura 26. Metodo ai minimi quadrati[28].....	40
Figura 27. Strumento calibrazione flusso.....	42
Figura 28. Strumenti per calibrazione di flusso e pressione.....	43
Figura 29. Serbatoio con presa di pressione.....	43
Figura 30. Retta regressione S8.....	45
Figura 31. Retta di regressione S1 .....	47
Figura 32. Retta di regressione S6 .....	48
Figura 33. Retta di regressione S2 .....	49
Figura 34. Retta di regressione S3 .....	50
Figura 35. Retta di regressione S4 .....	51



Figura 36. Retta di regressione S5 .....	52
Figura 37. Retta di regressione S7 .....	53
Figura 38. Distribuzione del campo applicativo dei digital twin [11].....	54
Figura 39. Software e tecniche di modellazione DT [11] .....	57
Figura 40. Machine learning .....	59
Figura 41. Apprendimento supervisionato [33] .....	60
Figura 42. ML con apprendimento di rafforzamento [33] .....	61
Figura 43. Neurone MCP .....	62
Figura 44. Neurone Perceptron .....	63
Figura 45. Struttura rete neurale multi-layer perceptron.....	64
Figura 46. Schema Reti Neurali .....	68
Figura 47. Risultato iper-parametrizzazione .....	71
Figura 48. Andamento della pressione dell'acqua: comportamento ottenuto sperimentalmente in rosso , comportamento stimato dalla rete in blu – Prova R_3_250_1.5_20220510_171653.....	72
Figura 49. Andamento della pressione dell'acqua: comportamento ottenuto sperimentalmente in rosso, comportamento stimato dalla rete in blu - Prova R_3_450_1.3_20220510_171113.....	73
Figura 50. Andamento della pressione dell'acqua: in blu valori stimati, in rosso i dati da simulazione - dataset completo .....	74
Figura 51. Risultato iperparametrizzazione.....	76
Figura 52. Andamento della prova R_3_0_0_20220510_163105: in rosso andamento sperimentale e in blu i dati previsti dalla rete.....	76
Figura 53. Andamento prova R_3_250_1.5_20220510_170741 : in rosso andamento sperimentale e in blu i dati previsti dalla rete.....	77
Figura 54. Dataset totale approssimato con la RETE_QairIN_PwatIN_Pdiff : in rosso i dati sperimentali e in blu i dati di previsione . .....	77
Figura 55. Andamento della portata dell'aria in ingresso: in blu valori stimati, in rosso i dati da simulazione - dataset completo .....	78
Figura 56. Andamento regressione lineare prova R_3_250_1.5_20220510_170741: in blu le predizioni della regressione e in rosso i dati sperimentali dell'impianto.....	80
Figura 57. Andamento della portata dell'acqua con dati della prova R_3_0_0_20220510_163105: in blu le predizioni della regressione e in rosso i dati sperimentali dell'impianto.....	81
Figura 58. Risultato della iperparametrizzazione.....	82
Figura 59. Prova R_6_0_1.3_20220510_162753.csv: in rosso i dati campionati e in blu quelli stimati.....	83
Figura 60. Prova R_3_250_1.5_20220510_170741.csv: in rosso i dati campionati e in blu quelli stimati.....	83

Figura 61. Dataset totale approssimato con la RETE_PwatIN_QwatIN: in rosso i dati sperimentali e in blu i dati di previsione .....	84
Figura 62. Andamento della portata dell'acqua in ingresso: in blu valori stimati, in rosso i dati da simulazione- dataset completo .....	85
Figura 63. Schema propagazione dell'errore .....	85

## Introduzione

Il lavoro che verrà illustrato di seguito vuole evidenziare l'importanza della costruzione di un modello rappresentativo di un impianto del settore oil & gas per lo studio dei fenomeni che lo caratterizzano.

In particolare, sono state utilizzate a tale scopo reti neurali, scritte in codice Python, che ci permettono di superare i problemi legati alla complessità delle equazioni fisico-matematiche del sistema.

L'impiego di tale strumento ci permette inoltre di andare a studiare il comportamento dell'impianto e risulta fondamentale, nel nostro caso, per l'implementazione di un Digital Twin, il quale è un supporto digitale utile per azioni come monitoraggio, simulazione, previsione (comprese analisi di scenario, valutazioni "to be", ecc...) e ottimizzazione dei sistemi di interesse in varie condizioni.

Gli impianti che in questo elaborato verranno analizzati appartengono al settore petrolifero.

Nello specifico, studieremo l'impianto sperimentale presente nel laboratorio del Dipartimento di Energetica UNIVPM che simula il comportamento di impianti di estrazione oil & gas e nel dettaglio ci occuperemo della modellizzazione con digital twin di un suo componente fondamentale: l'eiettore.

Come anticipato, l'impianto in esame è un impianto sperimentale ospitato presso i laboratori del dipartimento di Energetica dell'Università Politecnica Delle Marche. L'impianto rappresenta in scala un sistema di pompaggio di miscele bifase e verrà descritto dettagliatamente nei capitoli seguenti.

Questo sistema venne usato intorno agli anni '90 per lo studio del processo di pompaggio e delle prestazioni dell'eiettore.

L'eiettore in particolare permetteva di sfruttare la pressione di un pozzo collocato nelle vicinanze la cui pressione fosse più alta di quella di trasporto, per estrarre petrolio dal pozzo attivo ma con pressione troppo bassa per farlo salire in superficie.

L'eiettore costituisce un elemento che richiede poca manutenzione, di facile installazione e ha un'ottima tenuta, risulta essere robusto e semplice (dato che non presenta parti in movimento) e ci permette di risolvere molti problemi anche nel caso in cui le miscele trasportate siano corrosive o tossiche.

Data la sua notevole importanza abbiamo rivolto la maggior parte della nostra modellizzazione proprio a questo elemento.

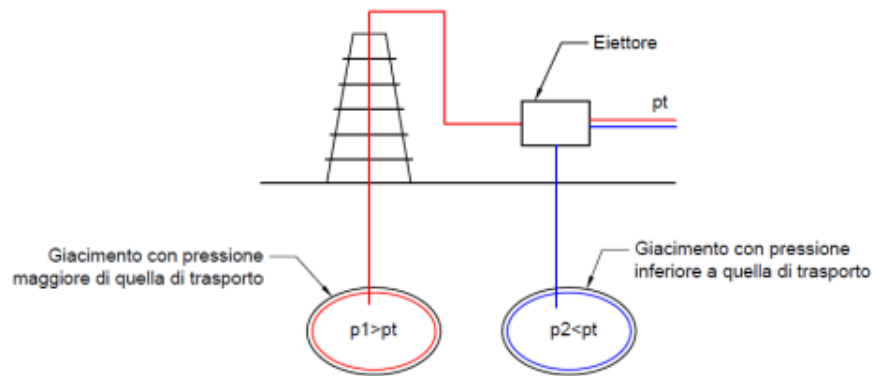


Figura 1. Sistema di estrazione

Quando si parla di modellizzazione si fa riferimento all'insieme di azioni atte alla realizzazione di un modello, il quale è la rappresentazione mentale, matematica e/o virtuale di elemento, fenomeno e/o sistema che sono presenti e agiscono nel mondo reale.

Avere un modello di un sistema di interesse ci permette di comprendere al meglio i fenomeni che lo regolano, effettuare simulazioni e analisi di scenario, valutazioni "to be", costruire digital twin, ecc...

Facendo una ricerca sullo stato dell'arte della modellizzazione di sistemi e impianti nel campo industriale e dell'industria oil & gas, abbiamo riscontrato che esistono diverse soluzioni.

La prima distinzione che ne facciamo è appunto lo sviluppo di modelli con software o senza software.

Per lo studio della dinamica e della simulazione delle strutture sopra citate molto spesso si fa uso di software dedicati di tipo commerciale come Aspen HYSYS Hydraulics [1] (che realizzano analisi fluidodinamiche CFD) o Life Cycle Simulator. [2]

Altro software comunemente utilizzato nel settore oil & gas è il software di simulazione Dymola, generalmente usato con approcci RTO dinamici.[3]

Citando un ultimo software di modellazione, in letteratura troviamo anche l'impiego di EMSO (usato in collaborazione con pacchetti di VRTherm) nel quale è possibile effettuare una modellazione MBO (Modified Black-Oil), che modella gli equilibri termodinamici del sistema.[4]

Un diverso tipo di approccio è stato utilizzato da A. Silvera: sfruttando il Matlab & Simulink viene studiato fenomenologicamente il comportamento del sistema per effettuare attività di analisi e controllo.[5]

Altri studi hanno evidenziato le differenze e punti di forza dell'applicazione di sistemi di controllo PID (Proportional-Integral-Derivative) rispetto al controllo MPC (Model Predictive Control)

applicati al sistema simulativo OLGA e a un modello fenomenologico implementato in MATLAB.[6]

Ulteriori confronti tra l'impiego di OLGA con strategie PID, MPC lineare e di controllo predittivo del modello non lineare (NMPC) e l'impiego di Aspen HYSYS sono stati affrontati nell'articolo di S. Simoes Neto e A. R. Secchi.[7]

In letteratura sono numerosi gli articoli riguardanti lo sviluppo di modelli attraverso una metodologia che non richieda software.

In particolare, per implementare applicazioni riguardanti il controllo avanzato e l'ottimizzazione in tempo reale degli impianti si potrebbe procedere con lo sviluppo di modelli RTO come nel caso degli impianti di produzione di petrolio espressi da Bjarne Foss, Brage Rugstad Knudsen e Bjarne Grimstad. [8]

Per il controllo qualità della produzione petrolifera di alcune piattaforme sono stati costruiti modelli di controllo predittivo (MPC). Le analisi, condotte attraverso la simulazione al computer, sono state eseguite utilizzando modelli matematici di pozzi, linee di flusso e impianti di separazione.[9]

Quindi a seconda delle esigenze, si può procedere con un diverso approccio e con una diversa costruzione del modello. È possibile notare come l'impiego di un Digital Twin nel settore Oil & Gas non sia particolarmente sviluppato.

Nel nostro caso quello che vogliamo è andare a monitorare l'andamento del funzionamento del nostro impianto, riuscire a prevederne il comportamento note le condizioni di partenza, fare analisi off-line e riuscire quindi a realizzare un Digital Twin.

Nei capitoli successivi verranno anche trattate le differenze tra modelli basati sulla fisica del sistema e modelli di apprendimento automatici o basati su algoritmi di machine learning ma anticipiamo che, nel nostro caso, per la costruzione del Digital Twin ci siamo avvalsi dell'utilizzo di reti neurali.

In particolare, è stato utilizzato un algoritmo di machine learning con Regressore Perceptron multistrato (MLP, Multi-Layer Perceptron), dove il layer di input presenta un numero di neuroni pari alla dimensione del dominio e il layer di output tanti quanti la dimensione del codominio.

C'è invece una certa libertà di opzioni nello scegliere l'architettura degli strati nascosti, le funzioni di attivazione, le funzioni di loss, l'ottimizzatore e i vari parametri di addestramento.[10]

Abbiamo dunque citato il Digital Twin: vediamo le principali caratteristiche.

Il Digital Twin è una tecnologia emergente e vitale per la trasformazione digitale e l'aggiornamento intelligente. Basandosi su dati e modello, il DT può effettuare operazioni di monitoraggio, simulazione, previsione, ottimizzazione ecc...

In parole povere, il DT è una rappresentazione digitale di un elemento di produzione con il quale è sincronizzato e scambia informazioni. A seconda dello scopo per il quale il DT è stato sviluppato esso può avere diverse declinazioni ma deve comunque fare riferimento alla normativa ISO 23247 che ne stabilisce le caratteristiche fondamentali.

In particolare, la modellazione del “gemello digitale” è l’elemento centrale e fondamentale per una rappresentazione accurata della fisica del sistema, per fornire i servizi funzionali e soddisfare i requisiti dell'applicazione.[11]

Un DT aiuta a evidenziare anomalie nei processi di produzione, effettua controllo in tempo reale, analisi off-line, controllo dello stato di salute, manutenzione predittiva, monitoraggio/allarme sincrono, gestione delle operazioni di produzione, ottimizzazione, adattamento in-process, analisi Big Data e machine learning.

Il DT viene aggiornato alla velocità richiesta dall'applicazione con i dati operativi e ambientali pertinenti, come lo stato, le condizioni, le geometrie dei prodotti e le risorse di produzione.

La serie ISO 23247 definisce un framework per la creazione di Digital Twin di “elementi osservabili di produzione” tra cui personale, attrezzature, materiali, processi di produzione, strutture, ambiente, prodotti e documenti di supporto.

Gli ambiti delle quattro parti di questa serie sono definiti di seguito:

- ISO 23247-1: Principi generali e requisiti per lo sviluppo di gemelli digitali nella produzione;
- ISO 23247-2: Architettura di riferimento con viste funzionali;
- ISO 23247-3: Elenco degli attributi delle informazioni di base per gli elementi di fabbricazione osservabili;
- ISO 23247-4: Requisiti tecnici per lo scambio di informazioni tra entità all'interno dell'architettura di riferimento.[12]

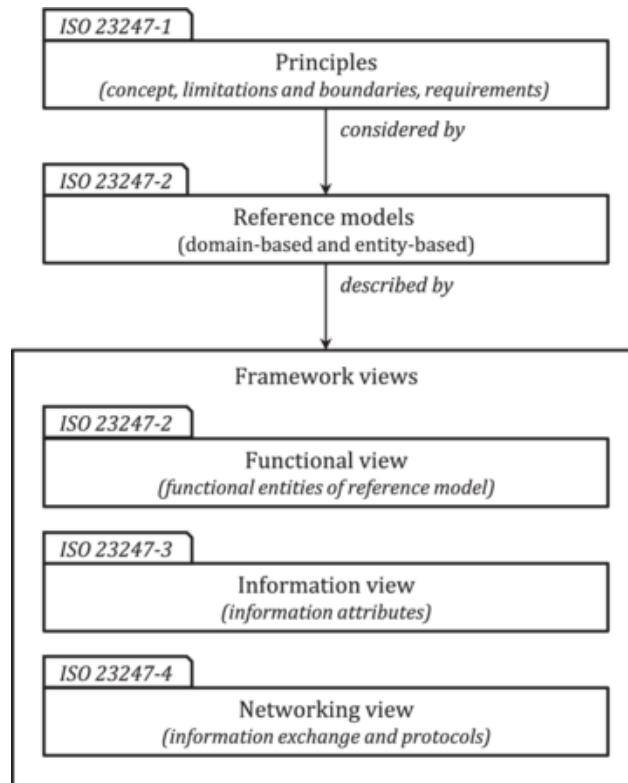


Figura 2. Struttura della serie ISO 23247 [12]

Il lavoro di seguito illustra lo sviluppo di algoritmi di machine learning che combinati vanno a formare un Digital Twin del nostro impianto.

La costruzione del DT basato su dati sperimentali ha come scopo principale quello di replicare fedelmente la fisica dell'impianto di interesse, consentire un controllo in real time, effettuare previsioni ed analisi offline, oltre a molte altre funzionalità che potrebbero essere incrementate e implementate a partire dal lavoro illustrato in questo documento.

Facendo riferimento all'immagine successiva, possiamo dire che l'attività svolta e descritta in questa tesi ha come "prodotto finale" un programma che ci permette di realizzare numerose applicazioni del Digital Twin.

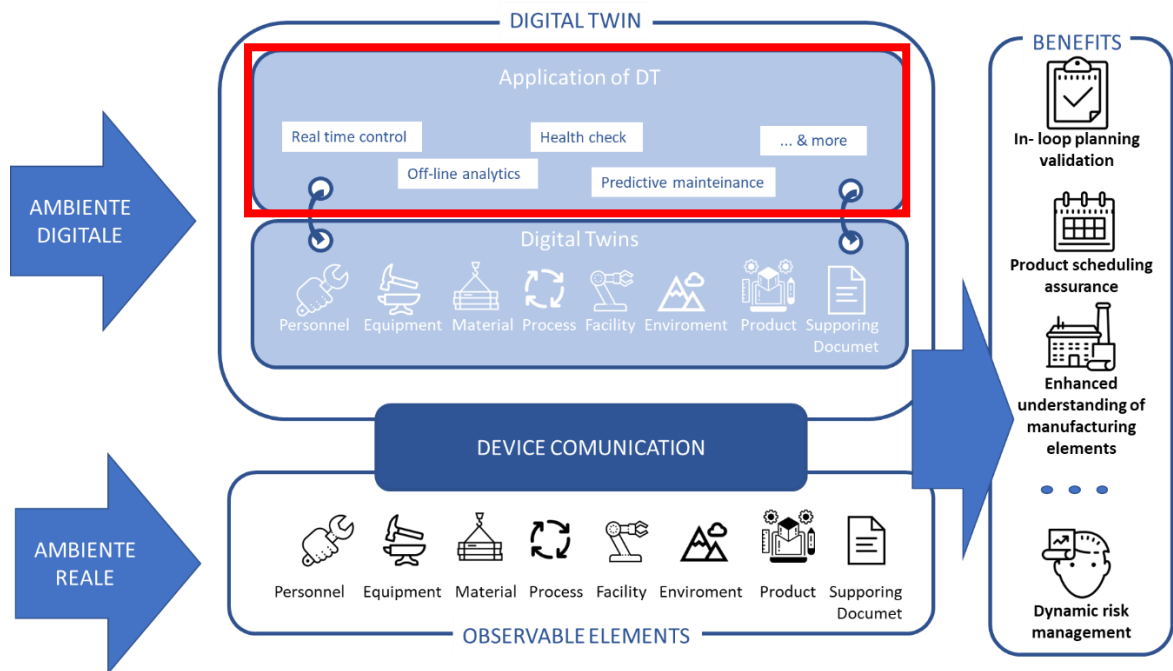


Figura 3. IoT framework per DT

Scendendo maggiormente nel dettaglio è possibile scomporre ulteriormente il concetto di Digital Twin in entità e sotto-entità.

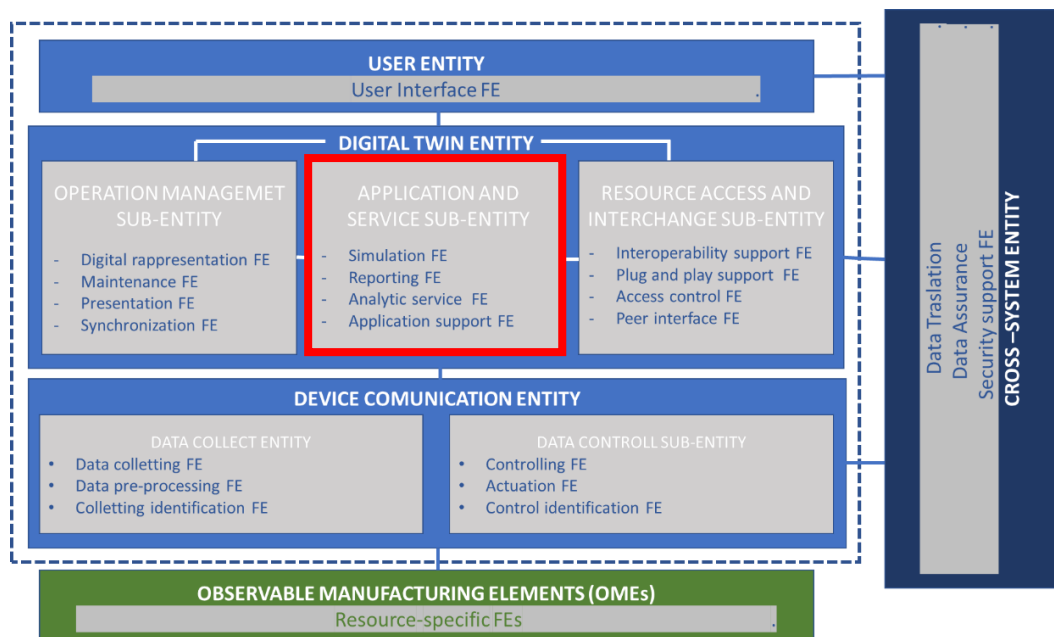


Figura 4. Entità funzionali del DT

Costruendo un algoritmo di machine learning addestrato sui dati ottenuti dall'impianto, come nel nostro caso, è possibile andare a implementare la sotto-entità funzionale di "applicazione e servizio" declinabile in:



- SIMULAZIONE FE - La simulazione FE che predice il comportamento degli OMEs.
- SERVIZIO ANALITICO FE - Il servizio analitico FE che gestisce e analizza i dati raccolti da OMEs e il risultato di simulazioni.
- FE REPORTING - Il FE reporting che genera report sui risultati di produzione, le previsioni di simulazione e i risultati dell'analisi dei dati.
- SUPPORTO ALLE APPLICAZIONI FE - Il supporto applicativo FE che fornisce servizi per l'implementazione di applicazioni quali manutenzione predittiva e reattiva, applicazioni a ciclo aperto e chiuso.

Con OMEs si intendono gli “observable manufacturing elements” ovvero tutti gli elementi fisici e osservabili che costituiscono il sistema produttivo (es. materiali e attrezzature, impianti, ambienti, prodotto, personale, documento giustificativo e processi).

## 0.1. Struttura della tesi

Capitolo 1- Presenta una descrizione generale dell'impianto, con particolare attenzione nella descrizione dei vari componenti impiantistici e il sistema di acquisizione

Capitolo 2- Sezione dedicata alla calibrazione dei sensori: basi teoriche, strumenti di taratura e analisi di ciascun sensore.

Capitolo 3 – Il digital twin e le diverse tipologie di implementazioni, i diversi tipi di algoritmi di machine learning , le reti neurali, NN supervisionate e non supervisionate, i neuroni perceptron e le reti MLP.

Capitolo 4- il caso di studio : realizzazione del digital twin combinando le 3 reti, problematiche, la regressione, lo sviluppo di soluzioni migliori

Capitolo 5- Sviluppi futuri e conclusioni : i dati ottenuti, problematiche ancora presenti sulla rete, come si potrebbero migliorare, ulteriori implementazioni.

# Capitolo 1. Descrizione dell'impianto

## 1.1. Descrizione generale

L'impianto studiato è collocato presso il laboratorio del Dipartimento di Energetica dell'Università Politecnica Delle Marche (Ancona).

Tale impianto simula il processo di estrazione del petrolio da un pozzo petrolifero sfruttando la pressione di un secondo pozzo adiacente che abbia pressione più alta della pressione di trasporto.

Infatti, la vita utile di un giacimento petrolifero è correlata al loro potenziale e ai costi operativi: quindi un pozzo si "esaurisce" se il quantitativo di idrocarburi prodotti non riesce a compensare i costi operativi per la loro estrazione.

Quando una falda petrolifera presenta un esiguo quantitativo di petrolio la soluzione più ovvia sarebbe quella di installare una pompa sul fondo del pozzo petrolifero, operazione che però richiede uno sforzo economico troppo alto; in questi casi allora si può procedere con la soluzione realizzata e rappresentata dall'impianto sperimentale: l'estrazione da un giacimento esaurito avviene sfruttando la pressione di un giacimento al culmine della sua vita utile e che presenta una pressione maggiore della pressione di trasporto. Questa differenza di pressione permette di determinare un effetto di aspirazione sul giacimento esaurito, il quale da solo non avrebbe pressione sufficiente a garantire il trasporto sulla linea.

Questa operazione è svolta dagli eiettori gas-liquido che nella realtà realizzano il mix tra gas naturale e petrolio mentre nell'impianto sperimentale vanno a miscelare acqua e aria.

L'acqua è raccolta in una vasca e attraverso una pompa volumetrica viene simulato il comportamento del pozzo pressurizzato, mentre l'aria (prelevata dall'ambiente in cui è presente il sistema sperimentale) simula il gas naturale del pozzo esaurito.



Figura 5. Foto dell'impianto sperimentale – DIISM

## 1.2. Schema dell'impianto e il suo funzionamento

La pompa, rappresentata in verde nella Figura 6, preleva l'acqua dal serbatoio. L'acqua in pressione entra nell'eiettore, qui l'energia di pressione si trasforma in energia cinetica creando depressione. La depressione determina l'aspirazione necessaria per estrarre una certa quantità di aria dall'ambiente e si viene a creare la miscela bifase. All'uscita dell'eiettore, nello specifico nel tubo miscelatore, si realizza il recupero di pressione rispetto al valore di depressione interno all'eiettore stesso. Questo incremento della pressione è facilitato anche dalla presenza dell'elemento conico noto come diffusore. La miscela bifase con opportuna pressione viene poi convogliata nel serbatoio verticale che va a separare la fase liquida da quella gassosa.

Sono presenti nell'impianto 3 valvole pneumatiche (elettrovalvole) che regolano la pressione dell'acqua in ingresso (V1), la pressione all'interno del serbatoio (V2) e il livello dell'acqua nel serbatoio (V3).

La pressione V2 del serbatoio può essere assunta come la pressione di trasporto citata nel capitolo 1.1.

Nella Figura 6 di seguito vengono riportate con "VM" le valvole di intercettazione usate per altre tipologie di studi o effettuare riparazioni in maniera più agevole.

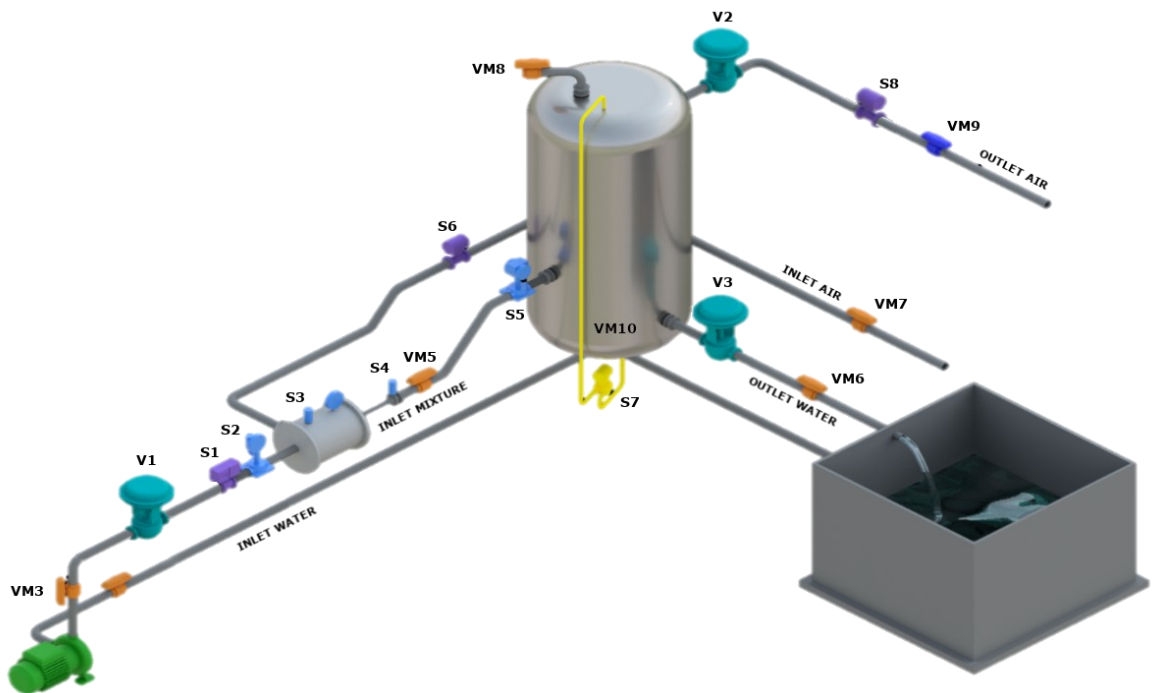


Figura 6. Rappresentazione 3D dell'impianto sperimentale

Nella Figura 6 sono anche riportate i vari sensori che permettono il monitoraggio di pressione, flusso e livello dell'acqua durante il funzionamento dell'impianto.

Riportiamo una Tabella 1 esplicativa di ciascun sensore in termini di:

- variabile misurata;
- unità di misura;
- tipologia di informazione;
- tag del dispositivo.

*Tabella 1. Caratteristiche dei dispositivi presenti sull'impianto*

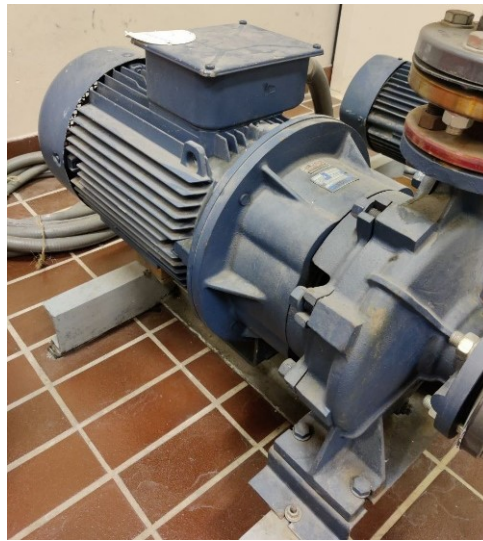
<b>ID</b>	<b>Descrizione</b>	<b>UM</b>	<b>Tipologia</b>	<b>Tag</b>
S1	Pressione acqua in ingresso	[bar]	OUTPUT	Endress+ Hauser Cerabar M PMP51
S2	Portata d'acqua in ingresso	[m3/h]	OUTPUT	Endress+ Hauser Promag W
S3	Pressione eiettore	[bar]	OUTPUT	Setra 280E
S4	Pressione miscela nel diffusore	[bar]	OUTPUT	Foxboro 841GM CII
S5	Pressione del serbatoio	[bar]	OUTPUT	Foxboro 841GM-CII
S6	Portata aria in ingresso	[m3/h]	OUTPUT	Foxboro Vortez DN 50
S7	Livello dell'acqua nel serbatoio	[mm]	OUTPUT	Foxboro IDP-10
S8	Portata d'aria in uscita	[m3/h]	OUTPUT	Endress+ Hauser Prowirl 200
V1	Chiusura della valvola 1	[%]	INPUT	Spirax Sarco 9126E Pneumatic Valve
V2	Chiusura della valvola 2	[%]	INPUT	ECKARDT MB6713 Pneumatic Valve
V3	Chiusura della valvola 3	[%]	INPUT	ECKARDT MB6713 Pneumatic Valve

Tali sensori sono di tipo analogico e scambiano dati con il RevPi, dispositivo del quale parleremo in seguito.

### 1.3. Componenti idraulici dell'impianto

Di seguito verranno illustrate in dettaglio le varie parti costituenti l'impianto di interesse.

### 1.3.1. Pompa



*Figura 7. Pompa centrifuga*

La pompa utilizzata nell'impianto è una pompa centrifuga flangiata monoblocco calettata direttamente al motore attraverso cuscinetti a sfere. Come tutte le pompe centrifughe, essa utilizza l'energia meccanica del motore per mettere in rotazione la girante che movimentata il fluido e gli conferisce energia cinetica, la quale verrà poi trasformata in energia di pressione.

La girante ruota all'interno del corpo è costituita da palette radiali, il corpo ha una bocchetta detta di aspirazione, con asse parallelo all'asse di rotazione della girante, e una seconda bocchetta detta di mandata che ha asse normale all'asse della girante.

*Tabella 2. Caratteristiche pompa centrifuga flangiata monoblocco*

<b>Modello</b>	Vergani 32-201
<b>Giri al minuto</b>	2900 rpm
<b>Capacità</b>	233 l/min
<b>Portata</b>	14 m <sup>3</sup> /h
<b>Potenza</b>	7,5 Kw
<b>Prevalenza</b>	54,25 m <sup>3</sup>

Nell'immagine seguente vengono riportate le curve caratteristiche della pompa in esame.

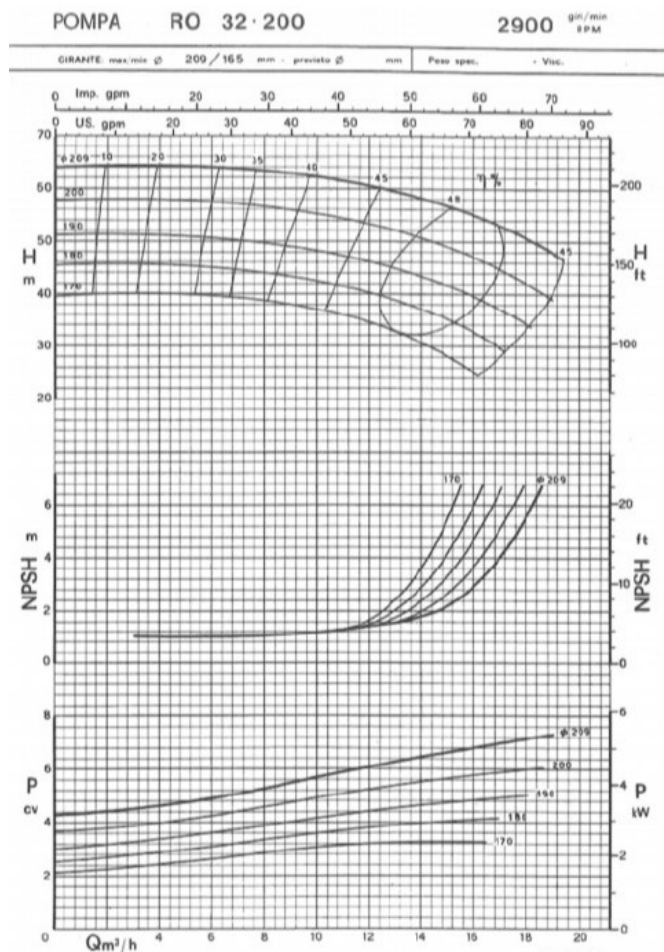


Figura 8. Curve caratteristiche della pompa

### 1.3.2. Eiettore



Figura 9. Eiettore

L'eiettore è un elemento idraulico senza parti in movimento che può essere usata per la pressione di un fluido, detto fluido motore, sfruttando un secondo fluido, detto fluido aspirato.



Il funzionamento è spiegabile facendo riferimento all'effetto Venturi per il quale la pressione di un fluido aumenta con il diminuire della velocità.

Nel nostro caso, quello che abbiamo definito precedentemente come fluido motore risulta essere acqua, mentre il fluido aspirato è aria a temperatura e pressione ambiente.

Il fluido motore viene convogliato all'interno dell'ugello il quale presenta una variazione di sezione lungo il suo asse: questo determinerà un aumento di velocità e riduzione di pressione secondo il teorema di Bernoulli:

$$p + \rho \frac{u^2}{2} + \rho gh = costante$$

Per l'effetto Venturi, il fluido che esce dall'ugello con una certa velocità determina una depressione all'interno della camera di miscelazione che provoca l'aspirazione del fluido aspirato (aria) all'interno della camera stessa. I due fluidi entrano quindi a contatto creando la miscela la quale, con l'energia conferitagli dal fluido motore, si muoverà con una certa velocità lungo il tubo di miscelazione fino al cono divergente detto diffusore.

L'aumento graduale dovuto al cono divergente fa sì che il fluido rallenti e che l'energia cinetica si trasformi in energia di pressione.

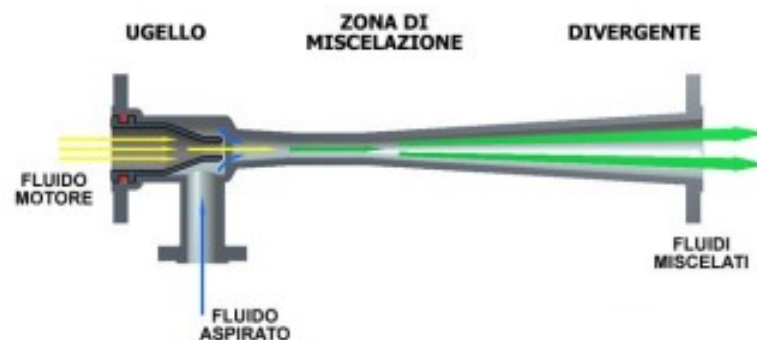


Figura 10. Schema esplicativo dell'eiettore[13]

Il fatto che questo elemento non abbia parti in movimento fa sì che risulti molto semplice ma versatile, richieda poca manutenzione, preveda una certa semplicità di installazione e non abbia problemi di tenuta.

Per semplificare anche l'interpretazione del funzionamento si introducono delle ipotesi su cui si definisce il modello di funzionamento di un eiettore liquido-gas:

- compressione isoterma del gas tra le condizioni di aspirazione (sezione s – suction, fig.11) e le condizioni di scarico (sezione l – line, fig.11), con assenza di perdite di pressione del gas tra l'imbocco della macchina e l'ingresso del tubo miscelatore;
- incremento trascurabile della temperatura del liquido a causa della compressione del gas;
- il passaggio attraverso il tubo miscelatore produce una miscela omogenea delle due fasi liquido-gas, con assenza di scorrimento tra le stesse.

- Si reputano trascurabili le influenze della tensione di vapore della fase liquida nonché della viscosità del gas e del liquido.[14]

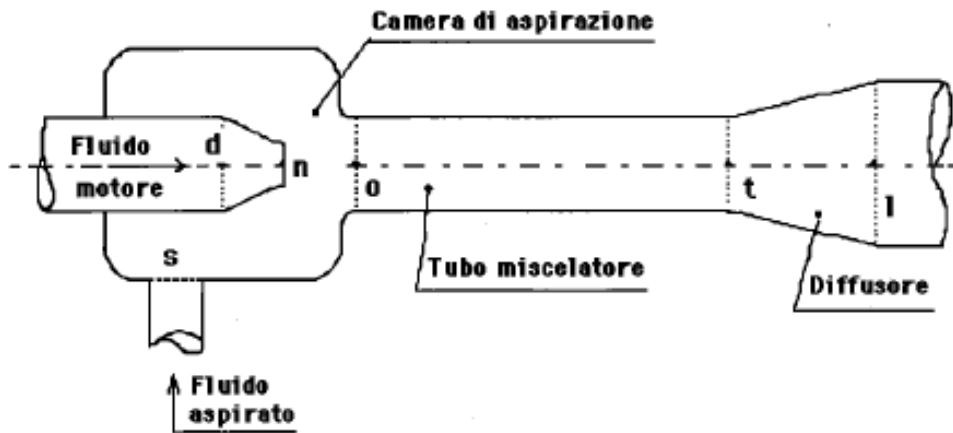


Figura 11. Schema diffusore[14]

Note le seguenti condizioni sarà possibile scrivere le seguenti equazioni che regolano:

- Efflusso attraverso ugello:

$$p_d - p_o = \frac{1}{2} \rho_l V_{lo}^2 (1 + K_{nz})$$

- Flusso nel tubo miscelatore:

$$p_t - p_o = \frac{1}{2} \rho_l V_{lo}^2 \left[ 2b + 2Y\Phi_o^2 \frac{b^2}{1-b} - (2 + K_{th})b^2(1 + \Phi_t)(1 + Y\Phi_o) \right]$$

- Flusso nel tubo diffusore:

$$p_l - p_t = Z(1 + Y\Phi_o) \left[ b^2(1 + \Phi_t)^2 - b^2 a^2 (1 + \Phi_l)^2 - K_{dl} b^2 (1 + \Phi_t) \right] - p_o \Phi_o \ln \frac{p_l}{p_t}$$

Tutte le variabili sono specificate nel documento riportato nel riferimento [15] e nelle figure in appendice.

L'eiettore è l'elemento matematicamente più complesso da modellare soprattutto per i due fluidi che lo interessano (aria e acqua nel nostro caso). Ovviamente le equazioni sono note e sono già state studiate, ma molto spesso sono i coefficienti che le caratterizzano ad essere di difficile individuazione.

A tal scopo, molto spesso, quando la matematica del sistema è troppo complessa per essere risolta, ci si avvale di algoritmi di machine learning o reti neurali che con un addestramento fatto su dati sperimentali dell'impianto ci forniscono un modello ottimo dell'oggetto di interesse.



In questo lavoro di tesi ci concentreremo infatti nell'implementazione di un digital twin che vada a modellare proprio questo elemento dell'impianto e i parametri ad esso correlati.

### 1.3.3. Serbatoio



Figura 12. Serbatoio verticale Elbi780-I

Il serbatoio per l'accumulo di acqua in pressione svolge anche il compito di separatore verticale.

Questo dispositivo è anche chiamato autoclave e generalmente viene realizzato in acciai zincati in bagno caldo, come in quello presente nel laboratorio, o, in alternativa, con acciai inossidabili.

Nel nostro caso, il serbatoio presenta un punto di accesso (1) per il fluido bifase in uscita dall'eiettore, un punto di uscita della componente liquida (2), un punto di uscita della parte gassosa della miscela in ingresso (3). Vi sono collegati inoltre un manometro meccanico a tubo di Bourdon per monitorare la pressione. È presente una valvola di sicurezza a molla tarata ad una pressione del 10% inferiore alla pressione massima consentita come da normativa.

Le caratteristiche peculiari del serbatoio sono riportate nella Tabella 3 seguente:

Tabella 3. Caratteristiche serbatoio Elbi 780-I

<b>Modello</b>	Elbi 780-I
<b>Capacità</b>	780 l
<b>Pressione massima</b>	9,8 bar
<b>Temperatura esercizio</b>	-10/+50 C
<b>Materiale</b>	Acciaio Zincato

#### 1.3.4. Conduitture

Tutti i tubi sono in PVC-U del tipo PN16 i quali sostengono fino a una pressione di 16 bar alla temperatura di 20° C.

Nel nostro impianto la pressione massima di esercizio è determinata dalla prevalenza della pompa, che nello specifico, come riportato in Tabella 2, risulta di 54,25 m<sup>3</sup> (ovvero circa 5 bar). Dunque, la pressione di esercizio massima è abbondantemente al di sotto di quella limite prevista per queste tubature.

L'unica zona a rischio della condotta e quella del cono divergente all'uscita dell'eiettore per il recupero della pressione. Infatti, l'elemento è stato realizzato ad hoc per il nostro impianto con perspex. Non è nota la pressione massima di esercizio, che sicuramente è di gran lunga inferiore a 16 bar, ma superiore ai valori di pressione massimi raggiunti in condizioni di utilizzo normali.

Lungo il percorso svolto dalle condutture sarà possibile notare delle valvole di intercettazione manuali di colore arancio.

Le valvole in esame sono delle comuni valvole a sfera le cui caratteristiche sono riportate nella Tabella 4 sottostante. Il loro funzionamento si basa sulla rotazione di un otturatore sferico che presenta una cavità cilindrica ( disposta con asse parallelo al flusso) in un range compreso tra 0 e 90°.

*Tabella 4. Caratteristiche valvola di intercettazione manuale*

<b>Modello</b>	FIP DN 50 PN 16
<b>Materiale</b>	PVC-U
<b>Pressione massima</b>	16 bar
<b>Temperatura esercizio</b>	0/+60 C

L'impianto in esame è dotato di sette valvole intercettazione manuali e sono state utilizzate per condurre ulteriori studi relativi all'impianto.

## 1.4. Valvole di regolazione

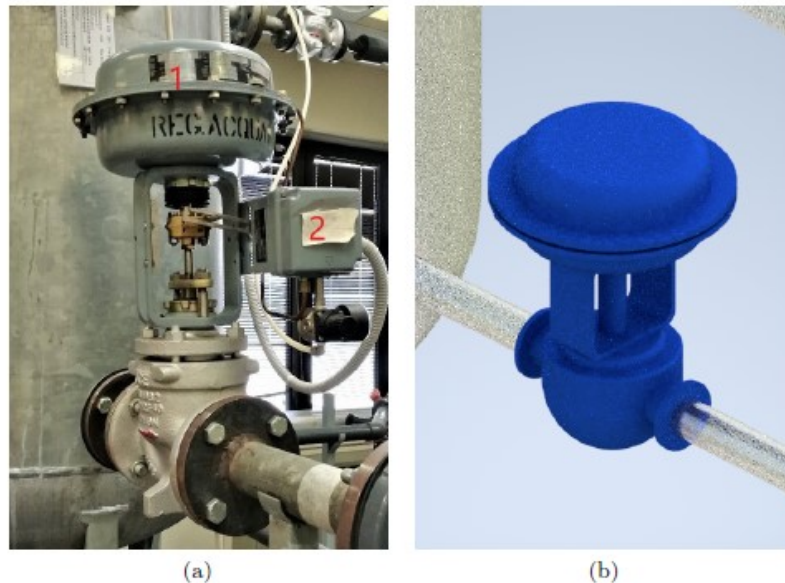


Figura 13. Valvole di regolazione: a)foto b) modello CAD

Le valvole di regolazione sono elettrovalvole pneumatiche e nell'impianto ne sono presenti 3.

Sono costituite da un attuatore pneumatico (Figura 13 indicato con 1) il quale realizza l'apertura e la chiusura della valvola che vengono regolate da un controllore detto posizionatore (in Figura 13 indicato con 2). Il posizionatore invia un segnale elettrico in corrente che va da 4 a 20 mA che corrispondono rispettivamente alla completa apertura e alla completa chiusura della valvola stessa.

Il controllo delle elettrovalvole è completamente affidato a un sistema di controllo PID.

Le tre valvole gestiscono una il flusso in uscita del liquido dal serbatoio, l'altra il flusso di uscita del gas dal serbatoio e l'acqua in ingresso all'eiettore.

Le tre valvole sono rappresentate in Figura 6 in azzurro e gestiscono rispettivamente la V3 per apertura dell'uscita dell'acqua, V2 per l'apertura dell'uscita dell'aria, V1 per l'apertura dell'uscita dell'acqua dalla pompa (ingresso eiettore).

Tabella 5. Caratteristiche elettrovalvole

	V2 e V3	V1
<b>Modello</b>	ECKARDT MB6713	Spirax Sarco 9126E Pneumatic Valve
<b>Attuatore</b>	ECKARDT MB6986	Spirax Sarco Smart SP400
<b>Controllo</b>	Corrente	
<b>Input</b>	4-20 mA	

## 1.5. Sensori

Per andare a monitorare il funzionamento dell'impianto e gestirlo controllando le elettrovalvole, nell'impianto sono posizionati diversi sensori che riportiamo nella Tabella 6 successiva.

Possiamo distinguere due categorie principali di sensori presenti:

- sensori con uscita in tensione
- sensori con uscita in corrente

A seconda che i sensori appartengano all'una o all'altra categoria è possibile andare a leggere i segnali: in entrambi i casi la loro lettura può essere fatta banalmente collegando direttamente i sensori a una delle porte del controllore RevPi .

Affinché i sensori rappresentino contemporaneamente la grandezza misurata, sarà necessario individuare la funzione di "conversione" attraverso la taratura dei sensori stessi.

La descrizione più dettagliata dei sensori e la loro taratura verrà affrontata nei capitoli successivi.

*Tabella 6. Sensori e valvole impianto*

ID	Descrizione	UM	Tipologia	Tag	Uscita
S1	Pressione acqua in ingresso	[bar]	OUTPUT	Endress+ Hauser Cerabar M PMP51	Corrente
S2	Portata d'acqua in ingresso	[m3/h]	OUTPUT	Endress+ Hauser Promag W	Corrente
S3	Pressione eiettore	[bar]	OUTPUT	Setra 280E	Tensione
S4	Pressione miscela nel diffusore	[bar]	OUTPUT	Foxboro 841GM CII	Corrente
S5	Pressione del serbatoio	[bar]	OUTPUT	Foxboro 841GM-CII	Corrente
S6	Portata aria in ingresso	[m3/h]	OUTPUT	Foxboro Vortez DN 50	Corrente
S7	Livello dell'acqua nel serbatoio	[mm]	OUTPUT	Foxboro IDP-10	Corrente
S8	Portata d'aria in uscita	[m3/h]	OUTPUT	Endress+ Hauser Prowirl 200	Corrente
ID	Descrizione	UM	Tipologia	Tag	Uscita
V1	Chiusura della valvola 1	[%]	INPUT	Spirax Sarco 9126E Pneumatic Valve	Corrente
V2	Chiusura della valvola 2	[%]	INPUT	ECKARDT MB6713 Pneumatic Valve	Corrente
V3	Chiusura della valvola 3	[%]	INPUT	ECKARDT MB6713 Pneumatic Valve	Corrente

### 1.5.1. Endress Hauser Promag W



Figura 14. Endress+ Hauser Promag W.

Endress Hauser Promag W è un rilevatore elettromagnetico di portata di liquido. Un flussometro magnetico basa il proprio funzionamento sulla legge di Faraday.

La Legge di Faraday afferma che la tensione indotta attraverso un conduttore, che si muove in direzione perpendicolare rispetto a un campo magnetico, è proporzionale alla velocità del conduttore e quindi alla portata. [16]

È necessario che il fluido da misurare sia elettricamente conduttivo secondo il principio di Faraday.

Di seguito riportiamo la legge di Faraday in cui compare la tensione del segnale,  $E$ , che dipende da  $V$  (velocità media del liquido), dall'intensità del campo magnetico,  $B$ , e dalla lunghezza del conduttore ( $D$ ) (che in questo caso è la distanza tra gli elettrodi).

$$\text{La legge di Faraday: } E \propto V \times B \times D$$

Proprio perché questo dispositivo basa il suo funzionamento su tale legge, può essere applicato anche in presenza di fluidi non omogenei; inoltre, il principio di misura bidirezionale è virtualmente indipendente da viscosità, pressione, temperatura e densità del liquido misurato e non hanno effetto sull'accuratezza della misura.

Tabella 7. Caratteristiche Endress Hauser Promag W

<b>Sensore</b>	Endress Hauser Promag W
<b>Diametro</b>	50 mm
<b>Alimentazione</b>	220 V
<b>Output</b>	4-20 mA
<b>Campo di misura</b>	0,5-263000 m <sup>3</sup> /h

### 1.5.2. Setra 280E



Figura 15. Setra 280E

I trasduttori di pressione Setra 280E sono destinati a misurazioni di pressione di gas o liquidi in applicazioni che richiedono robustezza, convenienza e ad alte prestazioni. L'elemento di rilevamento capacitivo è costituito in acciaio inossidabile 17-4 PH, è accoppiato con un circuito basato su IC e assicura un'eccellente precisione e stabilità a lungo termine.

Il circuito elettronico stabile, combinato con il sensore a capacità variabile brevettato da Setra, si traduce in estrema semplicità di progettazione.

Il sensore è realizzato in acciaio inossidabile 17-4 PH. Si tratta di un sensore di pressione in acciaio inox con un elettrodo isolato che forma un condensatore variabile. All'aumentare della pressione la capacità diminuisce. La variazione di capacità viene rilevata e convertita in un segnale in uscita DC lineare.[17]

All'aumentare della pressione, la capacità diminuisce. Questo cambiamento di capacità è rilevato e convertito in una corrente continua lineare segnale di uscita.

L'uscita varia tra 0-5 VDC e non richiede alcun segnale aggiuntivo di condizionamento: questo si traduce in un'eccellente stabilità e precisione di risposta, oltre alla risposta dinamica veloce. Tutto questo rende la Serie 280E ideale per prestazioni elevate applicazioni.[17]

Nell'impianto è possibile trovare due tipologie di questo sensore con due range di misura differenti :0-250 psi o 0-100 psi.

Tabella 8. Caratteristiche Setra 280E

<b>Alimentazione</b>	15-32 V DC
<b>Output</b>	0-5 V DC
<b>Campo di misura</b>	0-100 psi / 0 -250 psi

### 1.5.3. Foxboro 841GM-CII



*Figura 16. Foxboro 841GM-CII*

Si tratta di un trasduttore di pressione, il quale converte la pressione in un segnale elettrico analogico.

La conversione della pressione nel rispettivo segnale elettrico avviene attraverso la deformazione degli estensimetri connessi alla membrana del trasduttore di pressione. Tali estensimetri sono cablati in una configurazione a ponte di Wheatstone.

Infatti, la pressione applicata al trasduttore produce una flessione del diaframma che deforma gli estensimetri. Tale sollecitazione produrrà un cambiamento della resistenza elettrica proporzionale alla pressione che determina pertanto un segnale in uscita da 4 a 20 mA in DC.

*Tabella 9. Caratteristiche Foxboro 841GM-CII*

<b>Alimentazione</b>	12,5-36 V DC
<b>Output</b>	4-20 mA
<b>Campo di misura</b>	0-300 psi
<b>Temperatura max</b>	120 C
<b>Diametro</b>	50 mm

#### 1.5.4. Foxboro IDP-10

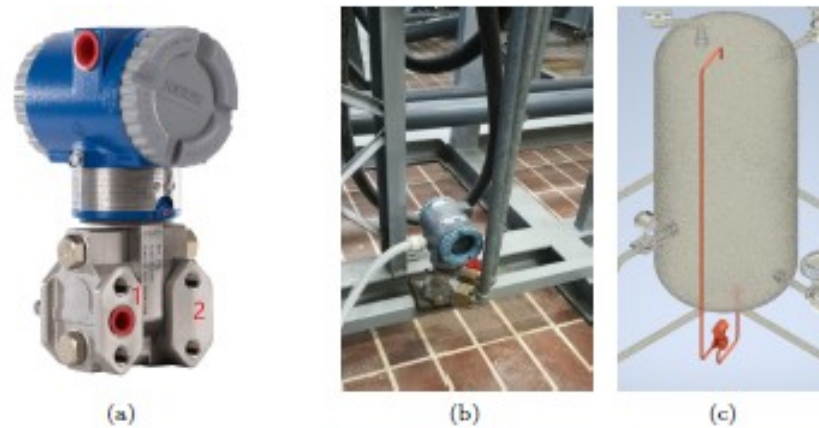


Figura 17. Foxboro IDP-10

Si tratta di un trasmettitore di pressione differenziale usato in quest'applicazione per la misura del livello di liquido all'interno del serbatoio.

Un estensimetro al silicio rileva la differenza di pressione tra i punti 1 e 2 di Figura 17 (a); questa differenza di pressione determina un cambiamento di resistenze, e ciò permette di ottenere il segnale da 4 a 20 mA proporzionale alla pressione differenziale.

Come è possibile vedere da Figura 17(c), la pressione differenziale sarà misurata tra la testa e il fondo del serbatoio; pertanto, la pressione differenziale sarà indice del livello di liquido nel serbatoio.

In fase di calibrazione il segnale in uscita dal sensore sarà convertito direttamente in una misura di lunghezza piuttosto che in una misura di pressione.

Foxboro IDP10 è un trasmettitore intelligente a 2 fili che fornisce misurazioni precise e affidabili della pressione relativa, della portata e del livello. Può essere acquistato con uscite HART, FoxCom o analogiche.

Il design robusto viene fornito di serie con coperture SST 316 e materiali per sensori.

Presenta prestazioni notevoli con precisione dello 0,06% dello span (quando lo span è maggiore del 10%), stabilità con deriva a lungo termine è inferiore a  $\pm 0,05\%$  dell'URL all'anno su un periodo di 5 anni.

Tabella 10. Caratteristiche Foxboro IDP-10

<b>Alimentazione</b>	12,5-42 V DC
<b>Output</b>	4-20 mA
<b>Campo di misura</b>	0-300 psi
<b>Pressione max</b>	250bar



### 1.5.5. Foxboro Vortex DN 50

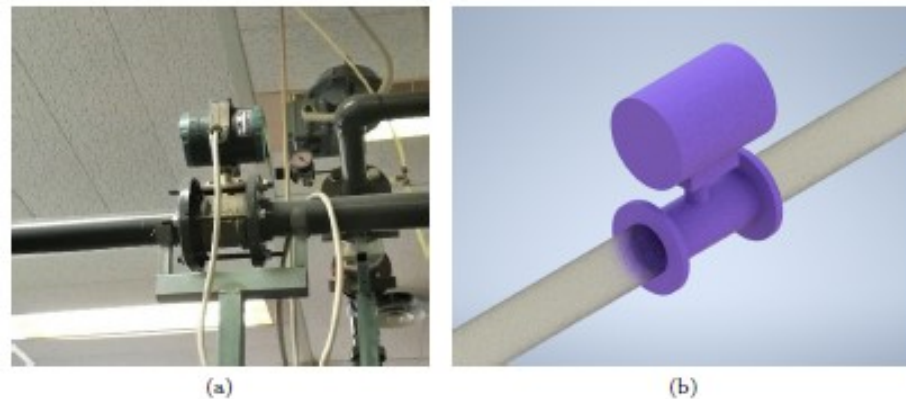


Figura 18. Foxboro Vortex DN50

È un trasmettitore di portata vortex che misura la portata del fluido usando il principio del distacco dei vortici e in particolare il suo funzionamento si basa sulla scia di Karman.

Sui lati di un corpo lambito dal fluido, si formano vortici alternati; questi vortici si distaccano a causa del trascinamento determinato dal fluido in moto e si forma la scia di Karman. La frequenza con cui si distaccano i vortici è direttamente proporzionale alla velocità del flusso e inversamente proporzionale alla larghezza del corpo deflettore.

Le variazioni di pressione locali, dovute al distacco dei vortici, vengono rilevate da un sensore piezoelettrico e convertite in impulsi elettrici. Il sensore produce un segnale analogico da 4 a 20 mA proporzionale alla portata volumetrica. Questa tipologia di sensori è in grado di rilevare la portata esclusivamente in fluidi allo stato gassoso.

La precisione del sensore è di 0,5% su liquidi e 1% su gas e vapore. Il sensore può presentare elettronica incorporata o remota per temperature fino a 430°C e un ampio range di misurazione.

Altre caratteristiche del Foxboro Vortex DN50 :

- compensazione automatica per basso numero di Reynolds
- installazione facilitata
- nessuna parte in movimento
- esecuzione con estensione per applicazioni su temperature elevate
- elevata resistenza alle vibrazioni

Tabella 11. Caratteristiche Foxboro Vortex DN50

<b>Diametro</b>	50 mm
<b>Alimentazione</b>	24 V AC
<b>Output</b>	4-20 mA
<b>Campo di misura</b>	0-200 m <sup>3</sup> /h
<b>Temperatura max</b>	200 °C

### 1.5.6. Endress Hauser Cerbar M PMP51



*Figura 19. Endress Hauser Cerbar M PMP51*

Si tratta di un trasmettitore di pressione intelligente, con cella di misura piezo-resistiva e membrana in metallo isolante.[18]

Il sensore piezoelettrico basa il suo funzionamento su un particolare elemento resistivo che segue le deformazioni della superficie di un elemento sensore (la membrana) a cui è fissato; queste deformazioni determinano una variazione della resistività elettrica del materiale del resistore, e quindi la sua resistenza elettrica.

Collegando a questo elemento con un sistema di misura capace di rilevare variazioni di resistenza, si può dedurre l'entità della deformazione, e quindi l'entità della grandezza fisica che le ha determinate.

Si ottiene una misura accurata anche in caso di temperatura di processo variabile.

*Tabella 12. Caratteristiche Endress Hauser Cerbar M PMP51*

<b>Alimentazione</b>	11,5-45 V DC
<b>Output</b>	4-20 mA
<b>Campo di misura</b>	15-6000 psi
<b>Temperatura max</b>	130° C

### 1.5.7. Endress Hauser Prowirl 200



Figura 20. Endress Hauser Prowirl 200

Prowirl 200 è un flussimetro multi-variabile. Il sistema è adatto per misurazioni di vapore umido/saturo/surriscaldato, gas e liquidi (anche criogenici).

Tale dispositivo è un misuratore di portata a vortici come il Foxboro Vortex DN 50 precedentemente descritto. Pertanto, in un misuratore di portata a vortice è presente un'ostruzione nel percorso del flusso, spesso definita shedder bar.

La shedder-bar fa sì che il fluido di processo si separi e si vengano a formare aree di pressione differenziale alternata, determinando i vortici nella parte posteriore.

Tali vortici vengono quindi misurati da un sensore posto proprio sulla parte posteriore elemento di ostruzione. A seconda dell'oscillazione del sensore a causa dei vortici si può risalire alla velocità e quindi alla portata del fluido.

Spesso in questi dispositivi sono anche presenti sensori di pressione e/o temperatura per ottenerne la misura della portata massica compensata.

Tabella 13. Endress Hauser Prowirl 200

<b>Sensore</b>	Endress Hauser Prowirl 200
<b>Alimentazione</b>	12 a 35 V
<b>Output</b>	4-20 mA
<b>Temperatura max</b>	260°C
<b>Campo di misura</b>	0,076 - 2100 m <sup>3</sup> /h

## 1.6. Elettronica di controllo

L'acquisizione dei segnali analogici provenienti dai sensori e la gestione delle elettrovalvole è totalmente affidata alla piattaforma hardware RevPi.

### 1.6.1. RevPi : Revolution Pi

Revolution Pi è un PC industriale aperto, modulare ed economico basato sul noto Raspberry Pi.

Alloggiati su una guida DIN, i tre moduli base disponibili possono essere “ampliati”, senza soluzione di continuità, da una varietà di moduli I/O e gateway fieldbus adatti.

I moduli alimentati a 24 V si collegano tramite un connettore in pochi secondi e possono essere facilmente configurati tramite uno strumento di configurazione grafico.

Per rispettare le norme industriali EN 61131-2 o IEC 61131-2, è stato utilizzato il modulo di calcolo Raspberry Pi.

Il modulo, che sembra una RAM-bar di un notebook, è limitato all'essenziale e non ha interfacce esterne. Il Raspberry Pi Compute Module costituisce la base per dotare il Raspberry Pi di una periferica robusta, compatibile con le applicazioni a cui è destinata e conforme agli standard industriali.

Lato software, Revolution Pi ha un sistema operativo Raspbian appositamente adattato, che è dotato di una patch real-time. L'uso di Raspbian garantisce che la maggior parte delle applicazioni sviluppate per Raspberry Pi possano essere utilizzate anche su Revolution Pi.[19]

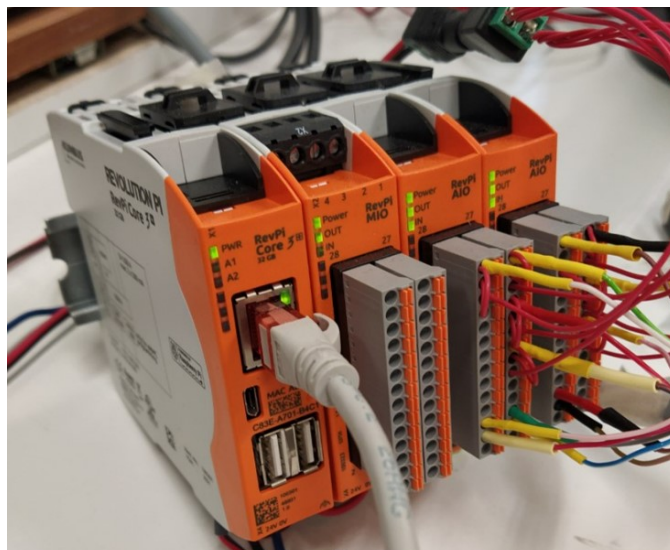


Figura 21. RevPi : dispositivo di acquisizione dati

Il RevPi Core è il dispositivo principale in cui si trovano i principali connettori. Su questo dispositivo sono presenti :

- **Interfaccia RJ45** : dove è possibile connettere una rete.
- **Interfacce USB**: Sono disponibili due connettori USB A che consentono di collegare dispositivi client USB 2.0 (ad es. dischi rigidi USB, surfstick, ecc.). Ciascuna porta può essere caricata solo con un massimo di 500 mA .
- **Interfaccia alimentazione**: Attivare l'alimentazione solo dopo aver montato il dispositivo sulla guida DIN. I dispositivi RevPi possono funzionare in un intervallo di tensione compreso tra 10,2 V e 28,8 V
- **Interfaccia micro-USB** : Qui è possibile collegare un sistema host USB (ad es. un PC per caricare il software sul dispositivo).
- **LED di stato**: RevPi Core dispone di tre LED di stato. Se il RevPi Core funziona correttamente il LED sarà verde o in rosso se c'è un problema .[20]

Nella parte posteriore del dispositivo invece troviamo:

- **Interfaccia Micro-HDMI**: dove è possibile collegare un monitor.
- **Connettori PiBridge** I connettori PiBridge ti consentono di migliorare il tuo sistema RevPi permettendo interconnessione.
- **Staffa di bloccaggio**: Blocca saldamente il modulo sulla guida DIN con la staffa di bloccaggio.[20]

Possono essere collegati poi al RevPi Core diversi moduli (fino a dieci moduli) appartenenti alla famiglia RevolutionPi.

Nel nostro caso sono stati montati 3 moduli I/O collegati con connessioni PiBridge di cui 2 di tipologia AIO e uno di tipologia MIO.

In particolare, nel nostro caso sono stati utilizzati solo i 2 moduli AIO che, come il RevPi Core, presenta:

- **LED di stato**: Il modulo RevPi AIO dispone di tre LED di stato. Indicano diversi stati di RevPi AIO
- **Ingressi e uscite analogiche**:
  - o Due uscite analogiche per tensione e corrente
  - o Quattro ingressi analogici per tensione e corrente
  - o 2 canali di ingresso temperatura per RTD (Pt100/Pt1000)
- **Alimentazione**: che va collegata sempre dopo aver realizzato tutti i collegamenti e aver montato il dispositivo sulla guida DIN. I moduli già collegati tramite PiBridge devono sempre essere alimentati contemporaneamente. È possibile utilizzare i dispositivi RevPi in un intervallo di tensione da 12V a 24V.
- **Connettori PiBridge** : posti sul retro per la connessione di più moduli
- **Staffa di bloccaggio**: per collegamento alla guida DIN. [21]

### 1.6.2. Lettura dei sensori

La lettura dei sensori è ottenuta collegandoli al dispositivo RevPi tramite gli ingressi analogici.

Vediamo dunque come configurare l'ingresso analogico. Con PiCtory, si può configurare il RevPi AIO.

Requisiti per fare ciò sono :

- Possedere sul PC un browser web (ad es. Chrome).
- Verificare che RevPi Core sia collegato alla medesima rete del PC .

Il RevPi AIO ha quattro ingressi analogici. Gli ingressi possono essere impostati sia come ingresso in tensione che come ingresso in corrente. Si possono collegare sensori come, ad esempio, sensori di prossimità o sensori di livello con uscite analogiche (generalmente 4-24 mA o 0-10 V).

Il massimo della tensione per tutti e quattro gli ingressi non deve essere superiore a 45 V.

Affinché una configurazione possa funzionare, è importante che i dispositivi siano collegati ai pin di input corretti. [22]

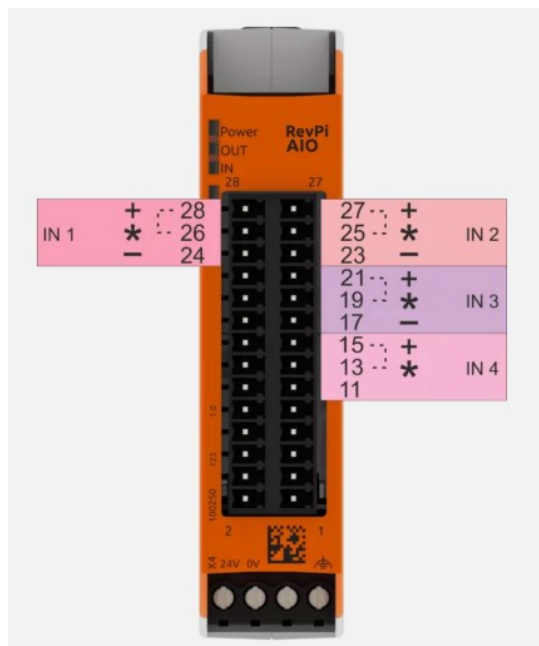


Figura 22. Configurazione PIN input

Per meglio comprendere il funzionamento degli ingressi e il posizionamento dei pin riportiamo anche la seguente Tabella 14.

Tabella 14. Configurazione Pin input [22]

Input 1	
PIN	Uso
24	– ingresso negativo per la misura di corrente o tensione canale 1
26	* da qui al pin 28 è necessario inserire un ponticello per la misura della corrente
28	+ ingresso positivo per la misura di corrente o tensione canale 1
Input 2	
PIN	Uso
23	– ingresso negativo per la misura di corrente o tensione canale 2
25	* da qui al pin 27 è necessario inserire un ponticello per la misura della corrente
27	+ ingresso positivo per la misura di corrente o tensione canale 2
Input 3	
PIN	Use
17	– ingresso negativo per la misura di corrente o tensione canale 3
19	* da qui al pin 21 è necessario inserire un ponticello per la misura della corrente
21	+ ingresso positivo per la misura di corrente o tensione canale 3
Input 4	
PIN	Use
11	– ingresso negativo per la misura di corrente o tensione canale 4
13	* da qui al pin 15 è necessario inserire un ponticello per la misura della corrente
15	+ ingresso positivo per la misura di corrente o tensione canale 4

Si passa quindi al software: aprendo browser web è possibile inserire l'indirizzo IP del RevPi Core nella barra degli indirizzi. Si accede con il nome utente "admin" e si inserisce la password.

Allora l'interfaccia che ci si presenterà sarà la seguente:



Figura 23. Interfaccia RevPi [22]

Cliccando scheda "App" è possibile avviare selezionando la voce "PiCtory".

Adesso si procede andando ad aprire la cartella "I/O Devices" nel catalogo dispositivi e selezionando AIO. Trascinando e rilasciando l'AIO nello slot vuoto sulla scheda di configurazione, lo si va a impostare.

È possibile poi andare a settare tutte le impostazioni (riportate nella Tabella 15 sottostante) desiderate nel “Value Editor”.

Tabella 15. Impostazioni configurazione PIN input [22]

Descrizione	Valore	Commento
Input1Range, Input2Range, Input3Range, Input4Range	<ul style="list-style-type: none"> <li>• -10- 10 V</li> <li>• 0 – 10 V</li> <li>• 0 – 5 V</li> <li>• -5 – 5 V</li> <li>• 0 – 20 mA</li> <li>• 0 – 24 mA</li> <li>• 4 – 20 mA</li> <li>• -25 – 25 mA</li> </ul>	Impostare qui l'intervallo di ingresso per la misurazione della tensione o della corrente. Il processo di misurazione (corrente o tensione) e l'intervallo devono corrispondere all'uscita del sensore collegato. Tipico per i sensori industriali è 0-10 V o 4-24 mA.
Velocità_Dati ADC	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 5 Hz</li> <li>• 10 Hz</li> <li>• 20 Hz</li> <li>• 40 Hz</li> <li>• 80 Hz</li> <li>• 160 Hz</li> <li>• 320 Hz</li> <li>• 640 Hz</li> </ul>	Impostare la frequenza che viene utilizzata come velocità dei dati per il convertitore analogico. La velocità con cui il valore viene aggiornato è circa 1/5 di questa velocità dei dati. La frequenza si applica a tutti e quattro gli ingressi.
<b>Skalierung Eingang 1-4:</b> Input1Multiplier Input1Divisor Input1Offset	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Moltiplicatore con segno a 16 bit</li> <li>• Divisore senza segno a 16 bit</li> <li>• Offset con segno a 16 bit</li> </ul>	Qui puoi determinare una scala per ogni canale di ingresso. È determinato dai tre valori di configurazione e calcolato secondo la seguente formula (disponibile come mV o $\mu$ A): $Y = \text{Moltiplicatore}/\text{Divisore} * X + \text{Offset}$

Ricordiamo che si può sempre misurare solo la corrente o la tensione su uno stesso canale. Quando si misura la corrente, viene eseguito uno shunt tra gli ingressi per misurare l'intensità tramite un ponticello, che è necessario adattare da soli.

Il ripristino dei campi in PiCtory generalmente viene utilizzato solo per la conversione in mV o  $\mu$ A e per il monitoraggio dei valori limite.

La scalatura può essere utilizzata per la conversione in altre unità o per una successiva calibrazione di un sensore.



Quando si effettuano calcoli in un modulo AIO, viene utilizzata un'aritmetica intera a 32 bit. I risultati vengono quindi nuovamente memorizzati come valori a 16 bit nell'immagine di processo. Se il risultato Y supera i limiti di un valore con segno a 16 bit, l'errore viene riconosciuto e il valore limitato. I valori iniziali si trovano sempre rispettivamente nell'unità mV o  $\mu\text{A}$ .

### 1.6.3. Lettura dei dati e interfaccia

La strategia con cui il RevPi comunica con altri server è quella della WebSocket.

La WebSocket è un protocollo di rete basato su TCP, che stabilisce quali siano le modalità per lo scambio dei dati tra le reti.

Il TCP realizza la connessione tra due punti finali di comunicazione, detti appunto socket. In questo modo lo scambio di dati può avvenire in due direzioni in maniera simultanea. Questo fornisce un grande vantaggio: i dati possono essere visualizzati rapidamente e in particolare è possibile avere una comunicazione diretta tra un'applicazione web e un server WebSocket. [23]

Viene utilizzato da quasi tutti i client in quanto risulta essere molto affidabile ed efficace.

RevPi è collegato direttamente alla rete attraverso il cavo schermato Ethernet ed invia dati al server.

Il server riceve i dati e li re-invia a tutti gli altri server, tra cui anche alla nostra interfaccia alla quale è possibile accedere da un PC collegato alla medesima rete del RevPi all'indirizzo

*“[http://192.168.1.11/bric18/impianto\\_revpi/index.php](http://192.168.1.11/bric18/impianto_revpi/index.php)”*

La lettura dei dati può avvenire in maniera più semplice e intuitiva consultando tale interfaccia sviluppata dal Dipartimento di Energetica.

L'interfaccia preleva i dati dal server stringa dopo stringa e li visualizza nelle caselle riferite a ciascuna grandezza.

Infatti, nel server compariranno i valori dei vari sensori secondo l'ordine riportato nella Tabella 16 e intervallati dal “;”, e i simboli “\*” e “#” che indicano rispettivamente l'inizio e al fine della stringa.

*Tabella 16. Elenco letture dei sensori nella stringa di dati*

N°	Sensore	Header	Unità di misura
1	S8	"portata aria OUT"	"m3h"
2	S1	"s7 pressione ingresso acqua"	"bar"
3	S6	"portata aria IN"	"m3h"
4	S2	"Portata acqua ingresso L6"	"m3h"
5	S3	"pressione eiettore"	"bar"
6	S4	"pressione tubo miscelatore"	"bar"
7	S5	"pressione serbatoio"	"bar"
8	S7	"livello acqua"	"mm"
9	V2	"valvola aria"	"% chiusura"

10	V3	"valvola_out_acqua"	"%_chiusura"
11	V1	"valvola_ingresso"	"%_chiusura"

Nell'interfaccia sono presenti dei grafici a tachimetro e una animazione che mostrano le variazioni dei livelli, pressioni e portate di acqua e aria all'interno dell'impianto. È presente nella parte sinistra dell'interfaccia un pulsante per registrare e memorizzare in un file ".csv" le stringhe lette nel lasso di tempo in cui si procede con la registrazione.

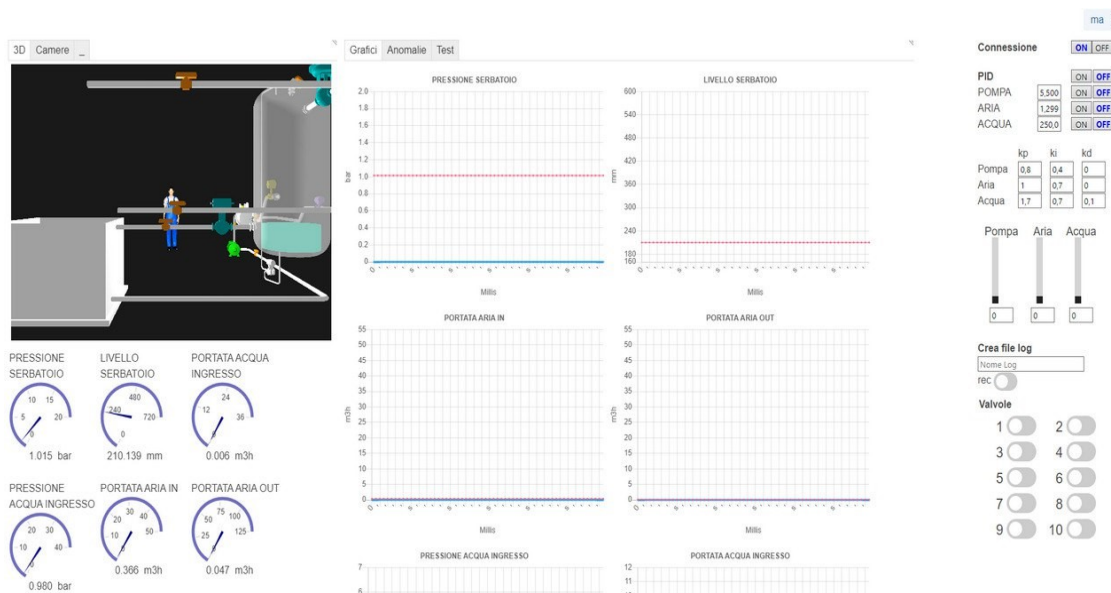


Figura 24. Interfaccia impianto

Le letture e la loro visualizzazione sull'interfaccia vengono aggiornate ad una velocità di 10 Hz.

Oltre alle letture dei sensori, fanno parte dei dati anche lo stato delle elettrovalvole V1, V2 e V3, in quanto dati rilevanti sia per il monitoraggio che l'identificazione delle anomalie.

#### 1.6.4. Output

Il modulo AIO ha due uscite analogiche. Le uscite possono emettere sia tensione che corrente. È possibile collegare attuatori, come ad esempio convertitori di frequenza, per il controllo della velocità.[24]

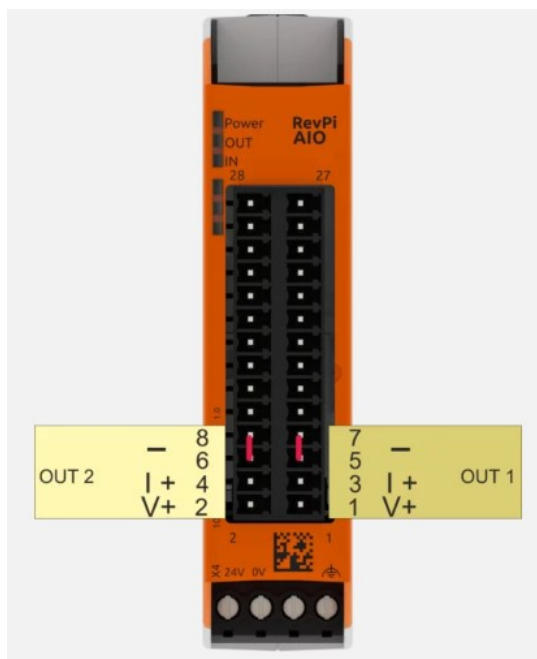


Figura 25. Configurazione PIN output [24]

Per semplicità riportiamo una tabella illustrativa.

Tabella 17. PIN output RevPi[24]

<b>Uscita 1</b>	
<b>PIN</b>	<b>Uso</b>
1	Uscita positiva V+ per range di tensione canale 1
3	I+ uscita positiva per range di corrente canale 1
5	massa comune per entrambi i canali di uscita 1 e 2 (corrente e tensione)
7	massa comune per entrambi i canali di uscita 1 e 2 (corrente e tensione)
<b>Uscita 2</b>	
<b>PIN</b>	<b>Uso</b>
2	Uscita positiva V+ per range di tensione canale 2
4	I+ uscita positiva per range di corrente canale 2
6	massa comune per entrambi i canali di uscita 1 e 2 (corrente e tensione)
8	massa comune per entrambi i canali di uscita 1 e 2 (corrente e tensione)

Analogamente al caso degli input, accedendo all'interfaccia dedicata è possibile andare a configurare gli output nella sezione "Value Editor" con le seguenti impostazioni:

Tabella 18. Impostazioni configurazione PIN Output[24]

<b>Impostazione Pictory</b>	<b>Valore</b>	<b>Funzione</b>
Intervallo Uscita1, Intervallo Uscita2	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Spento (uscita disabilitata)</li> <li>• 0 – 5 V</li> <li>• 0 – 10 V</li> <li>• -5 – 5 V</li> <li>• -10 – 10 V</li> </ul>	Impostare qui i campi di valori per la corrente o la tensione che le uscite devono emettere.

	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 0 – 5,5 V</li> <li>• 0 – 11 V</li> <li>• -5,5 – 5,5 V</li> <li>• -11 – 11 V</li> <li>• 4 – 20 mA</li> <li>• 0 – 20 mA</li> <li>• 0 – 24 mA</li> </ul>	
Output1AbilitaSlew, Output2AbilitaSlew	<ul style="list-style-type: none"> <li>• On = usa slew rate</li> <li>• Off = non usa slew rate</li> </ul>	<p>Qui è possibile determinare se si desidera utilizzare uno slew rate per la rispettiva uscita.</p> <p>Lo <i>slew rate</i> controlla la velocità con cui la tensione di uscita o l'intensità della corrente di uscita viene modificata quando si imposta un nuovo valore per un'uscita nell'immagine di processo.</p>
Output1SlewStepSize, Output1SlewStepSize	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 1</li> <li>• 2</li> <li>• 4</li> <li>• 8</li> <li>• 16</li> <li>• 32</li> <li>• 64</li> <li>• 128</li> </ul>	<p>Qui è possibile selezionare la dimensione dello slew rate step per la rispettiva funzione. La dimensione del passo 1 corrisponde al valore di bit più piccolo (LSB) dal convertitore. Insieme alla frequenza di clock, la dimensione del passo determina lo slew rate tra due valori analogici.</p>
Output1SlewUpdateFreq, Output1SlewUpdateFreq	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 258 kHz</li> <li>• 200 kHz</li> <li>• 154 kHz</li> <li>• 131 kHz</li> <li>• 116 kHz</li> <li>• 70 kHz</li> <li>• 38 kHz</li> <li>• 26 kHz</li> <li>• 20 kHz</li> <li>• 16 kHz</li> <li>• 10 kHz</li> <li>• 8,3 kHz</li> <li>• 6,9 kHz</li> <li>• 5,5 kHz</li> <li>• 4,2 kHz</li> <li>• 3,3 kHz</li> </ul>	<p>Qui è possibile selezionare la frequenza dello step clock per lo slew rate della rispettiva uscita. Insieme alla frequenza di clock, la dimensione del passo determina lo slew rate tra due valori analogici.</p>

<p><b>Ridimensionamento output 1:</b> Output1Moltiplicatore Output1Divisor Output1Offset</p> <p><b>Ridimensionamento output 2:</b> Output2Moltiplicatore Output2Divisor Output2Offset</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Moltiplicatore con segno a 16 bit</li> <li>• Divisore senza segno a 16 bit</li> <li>• Offset con segno a 16 bit</li> </ul>	<p>Qui puoi impostare una scala per ogni canale di uscita. È determinato dai tre valori di configurazione e calcolato secondo la seguente formula dal valore originale: (disponibile rispettivamente in mV o <math>\mu</math>A):</p> $Y = \text{Moltiplicatore}/\text{Divisore} * X + \text{Offset}$ <p>X è il valore per l'uscita, Y sta per la tensione di alimentazione utilizzata in millivolt.</p>
---	---	---

Anche in questo caso la scalatura può essere utilizzata per la conversione in altre unità o per una successiva calibrazione di un attuatore. Quando si calcola in un modulo AIO, viene utilizzata un'aritmetica intera a 32 bit. I risultati vengono quindi inviati nuovamente come valori a 16 bit al DAC. Se il risultato Y supera i limiti di un valore con segno a 16 bit, l'errore viene riconosciuto e il valore limitato. I valori di uscita per il fattore di scala 1 devono essere sempre memorizzati nell'immagine di processo rispettivamente nell'unità mV o  $\mu$ A.[24]

### 1.6.5. Controllo elettrovalvole

Le elettrovalvole V1, V2 e V3 come riportato in Tabella 5, sono controllate in corrente, in un intervallo compreso tra 4-20 mA:

- 4 mA rappresenta la valvola completamente aperta
- 20 mA la valvola completamente chiusa.

Per generare il segnale in corrente per il controllo delle elettrovalvole vengono sfruttate le uscite di RevPi.

Come precedentemente illustrato, l'elettrovalvola V1 determina l'apertura della sezione di uscita della componente gassosa dal serbatoio ed è controllata dal sensore S5. Tale sensore misura la pressione all'ingresso del serbatoio che possiamo approssimare verosimilmente come la pressione nel serbatoio.

L'elettrovalvola V2 è invece responsabile della sezione di uscita della componente liquida ed è controllata dal sensore S7 il quale misura il livello di liquido all'interno del serbatoio.

L'elettrovalvola V3 gestisce l'apertura della sezione di ingresso dell'acqua in uscita dalla pompa e in ingresso all'eiettore: tale elettrovalvola è controllata dal sensore S1 il quale misura la pressione dell'acqua in ingresso all'eiettore stesso.

L'obiettivo è quello di stabilire pressioni (di acqua e aria) e un livello di liquido all'interno del serbatoio e mantenerli costanti durante il funzionamento dell'impianto; questo obiettivo può essere raggiunto controllando le valvole e variando in maniera automatica il valore delle stesse.

Il controllo automatico citato poc'anzi è stato realizzato gestendo i due problemi in maniera indipendente sfruttando il controllo PID (Proporzionale-Integrale-Derivativo) cioè un sistema in retroazione utilizzato comunemente nei sistemi di controllo.

*Tabella 19. Valori di riferimento del PID*

S1_rif	Punto di riferimento della pressione dell'acqua in ingresso
S5_rif	Punto di riferimento della pressione del serbatoio
S7_rif	Punto di riferimento del livello dell'acqua del serbatoio
PID_S1	Stato del regolatore della pressione dell'acqua in ingresso
PID_S5	Stato del controller della pressione del serbatoio
PID_S7	Stato del regolatore del livello dell'acqua del serbatoio

## Capitolo 2. La calibrazione dei sensori

### 2.1. Cenni di teoria

Talvolta il concetto di calibrazione viene confusa con il concetto di taratura. Ne ridiamo dunque una definizione di entrambi i concetti.

La taratura è un'operazione che permette di stabilire le caratteristiche metrologiche di uno strumento, al fine di stabilirne la precisione.

In parole povere, tarare uno strumento significa testarlo con un elemento di paragone per verificarne le funzionalità di misura ("taratura per confronto"), mentre la calibrazione di uno strumento significa regolarlo, senza doverlo confrontare con altri riferimenti.

La calibrazione, quindi, è un procedimento finalizzato a rendere lo strumento di misurazione in questione più accurato e di conseguenza di migliorarne la precisione. La calibrazione viene effettuata dall'utilizzatore ed è una tipologia di messa a punto o regolazione del dispositivo.

Pertanto, mentre la taratura solitamente viene effettuata una volta all'anno da parte di un ente certificato, la calibrazione viene eseguita tutte le volte che si usa lo strumento da parte dell'utilizzatore.

#### 2.1.1. Un trasduttore

Un sensore è un dispositivo atto a rilevare le variazioni di una grandezza fisica.

Si definisce invece trasduttore un dispositivo che trasforma una grandezza fisica in una grandezza elettrica (corrente o tensione).

Le grandezze fisiche in ingresso al trasduttore possono essere:

- Concentrazione, pH
- Tensione, corrente, carica elettrica, ecc.
- Induzione magnetica, flusso d'induzione magnetica
- Velocità, spostamento, accelerazione, portata volumetrica, forza, coppia
- Flusso luminoso, intensità luminosa, illuminamento
- Temperatura, flusso termico

Le principali caratteristiche fornite dalle case costruttrici sono:

- Caratteristica ingresso/ uscita;
- Linearità;
- Range di funzionamento;
- Sensibilità;

- Tempo di risposta;
- Isteresi;
- Risoluzione

Tra le altre caratteristiche dei trasduttori si citano:

- Ripetibilità
- Resistenza di uscita
- Stabilità termica
- Risposta in frequenza
- Rumore [25]

Attraverso la curva caratteristica ingresso/uscita del trasduttore (detta anche funzione di trasferimento del trasduttore) si ottiene la correlazione tra la grandezza d'uscita (variabile dipendente) e quella d'ingresso (variabile indipendente).

Questa funzione può essere più o meno complessa e conoscendo la funzione di trasferimento e la grandezza in uscita è quindi possibile conoscere il valore della grandezza in ingresso e viceversa.

Inoltre, esistono diverse classificazioni dei trasduttori. Una di queste si basa sul tipo di segnale d'uscita porta a distinguere i trasduttori in:

- Analogici: presentano una caratteristica ingresso/uscita costituita da una funzione continua;
- Digitali: presentano una caratteristica ingresso/uscita che può assumere solo due valori corrispondenti al segnale alto e basso (con valori generalmente di 0 e 1).[25]

### 2.1.2. Taratura statica

Le caratteristiche di uno strumento di misura possono essere sintetizzate in un modello matematico che ne rappresenti il comportamento e la funzione che lega ingresso e uscita. Queste possono essere statiche, quando dipendono alla risposta dello strumento con ingressi non variabili nel tempo, dinamiche se correlate alla risposta dello strumento a ingressi tempo-varianti.[26]

Lo scopo della taratura statica è appunto ricercare la relazione che lega ingresso e uscita definita precedentemente anche come funzione di trasferimento, oltre a quantificare le “prestazioni” dello strumento in merito alle sue caratteristiche statiche.

Normalmente la relazione che esiste tra ingresso e uscita è di tipo lineare (esistono sensori con relazioni ingresso-uscita non lineari). [27]

Quindi in primo luogo si analizzano i principi fisici alla base del funzionamento di un determinato sensore e si identifica un modello matematico rappresentativo che poi va verificato tramite la taratura.



La taratura statica va eseguita collocando il sensore desiderato in ambiente controllato, in cui viene variato un solo ingresso in maniera quasi statica lasciando gli altri costanti.

Si misura allora l'uscita che si riceve, dato l'ingresso che viene contemporaneamente misurato con uno strumento con incertezza inferiore di almeno un ordine di grandezza rispetto a quella dello strumento da tarare.

Con la taratura statica si stabilisce la sensibilità statica dello strumento, la linearità, la sensibilità ai disturbi, l'accuratezza.

Poiché sappiamo che nel nostro caso ci avvarremo di sensori principalmente lineari, quello che andremo a fare nello specifico è trovare questa relazione lineare del tipo:

$$q_o = mq_i + b$$

Dove:

$q_o$ : grandezza in uscita

m: coefficiente angolare della retta

$q_i$ : grandezza in ingresso

b: intercetta della retta

I coefficienti di tale retta possono essere calcolati e individuati in diversi modi ma il più comune è il metodo di regressione ai minimi quadrati che illustreremo di seguito.

### 2.1.3. Analisi di regressione: metodo ai minimi quadrati

L'analisi di regressione con il metodo ai minimi quadrati permette di individuare la curva che meglio approssima l'andamento delineato da una serie di coppie di dati.

Il metodo ai minimi quadrati è stato formulato dal Legendre e afferma che il valore più probabile di una quantità misurata è tale che la somma dei quadrati delle deviazioni delle misure da questo valore è minimo.

Quindi acquisiti N valori in due variabili  $q_o$  e  $q_i$  e sapendo che essi sono legati dalla relazione lineare  $q_o = mq_i + b$ , per la generica coppia  $(q_{ik}, q_{ok})$ , la deviazione di  $q_{ok}$  sarà  $d_k$  e avrà valore determinato da:

$$d_k = mq_{ik} + b - q_{ok}$$

Il valore più probabile di m e b, che ci permettono di individuare la retta saranno allora ottenuti dalla minimizzazione della seguente quantità:

$$\sum_{k=1}^N d_k^2 = \sum_{k=1}^N (mq_{ik} + b - q_{ok})^2 = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Dove con  $y_i$  indichiamo il valore atteso e con  $\hat{y}_i$  il valore ottenuto sperimentalmente.

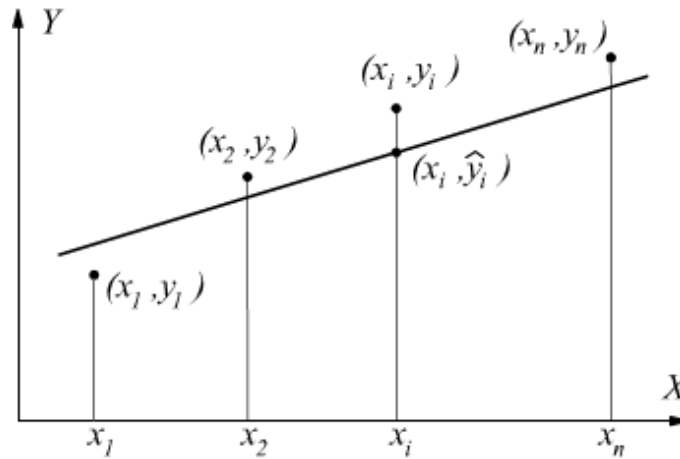


Figura 26. Metodo ai minimi quadrati[28]

Per minimizzare la funzione è necessario derivare rispetto alle due variabili e porre entrambi le derivate uguale a 0 in modo da ottenere univocamente i valori di m e b:

$$\frac{\partial}{\partial m} \sum_{i=1}^N d_k^2 = 0 \quad e \quad \frac{\partial}{\partial b} \sum_{i=1}^N d_k^2 = 0$$

La soluzione in caso di regressione a questo problema è nota ed è la seguente:

$$m = \frac{N \sum_i q_i q_o - (\sum_i q_i)(\sum_i q_o)}{N \sum_i q_i^2 - (\sum_i q_i)^2}$$

$$b = \frac{(\sum_i q_o)(\sum_i q_i^2) - (\sum_i q_i q_o)(\sum_i q_i)}{N \sum_i q_i^2 - (\sum_i q_i)^2}$$

Una volta calcolato il valore di  $q_o$  dell'equazione della retta ( $y_i$ ) lo si può confrontare con il valore di  $q_o$  misurato ( $\hat{y}_i$ ).

Calcoliamo dunque la varianza di  $q_o$  come:

$$S_{q_o}^2 = \frac{1}{N} \sum (mq_i + b - q_o)^2$$

E lo stesso per calcolare la varianza di  $q_i$  :

$$S_{q_i}^2 = \frac{S_{q_o}^2}{m^2}$$

In questo modo è possibile determinare l'incertezza sull'ingresso.

Calcolati  $m$  e  $b$  è opportuno andarne a valutare le rispettive deviazioni standard: infatti questi coefficienti sono ottenuti da una serie di dati che hanno una certa dispersione che poi si riflette sulla variabilità dei coefficienti stessi.

Per avere una idea di quanto possano variare  $m$  e  $q$  calcoliamo le deviazioni standard:

$$s_m^2 = \frac{N s_{q_0}^2}{N \sum_i q_i^2 - (\sum_i q_i)^2}$$
$$s_b^2 = \frac{s_{q_0}^2 \sum_i q_i^2}{N \sum_i q_i^2 - (\sum_i q_i)^2}$$

#### 2.1.4. Coefficiente di determinazione $R^2$

Costruendo un modello di regressione lineare, si deve sempre considerare quanto è forte la sua capacità predittiva: quanto le variabili indipendenti riescono a predire i valori della variabile dipendente. Per stabilirlo si utilizzano gli “indici della bontà di adattamento”. [29]

L'indice  $R^2$  che viene spesso usato quando si parla di modelli di regressione lineare, è detto coefficiente di determinazione o di adattamento ai dati (in inglese, *goodness of fit*).

Tuttavia, sono stati proposti una serie di indici simili, detti pseudo-  $R^2$ , applicabili nei casi non lineari data la notevole diffusione di questo coefficiente.

L'  $R^2$  misura la forza della relazione lineare tra le variabili indipendenti e la variabile dipendente. Relazioni più forti indicano una minore dispersione dei dati attorno alla retta di regressione (graficamente i dati rappresentati su un piano cartesiano come punti approssimano meglio l'andamento di una retta).

Il coefficiente di determinazione indica la proporzione di varianza totale dei valori di  $y$  intorno alla media di  $y$  (indicata con  $y_m$ ) che risulta spiegata dal modello di regressione. Il valore sarà sempre compreso tra 0 ed 1, oppure tra 0% e 100% in termini percentuali.

$$R^2 = \frac{\sum_i (\widehat{y}_i - y_m)^2}{\sum_i (y_i - y_m)^2}$$

Con  $y_m$  valore medio delle letture effettuate.

Quando:

- $R^2 \approx 1$  à tutti i punti sperimentali giacciono sulla retta

- $R^2 \approx 0$  à i punti sono distribuiti casualmente

Questo significa che se  $R^2$  assume valori prossimi ad 1 allora la relazione che esiste tra ingresso e uscita è riconducibile ad una relazione di tipo lineare con buona approssimazione; è quindi possibile approssimare la curva di taratura con una retta.

Al contrario, se  $R^2$  assume valori prossimi a 0 allora la relazione che lega ingresso e uscita sarà fortemente non lineare pertanto non è consigliabile approssimare la loro relazione con una retta.

Di solito, più il valore dell'  $R^2$  è prossimo a 1, più il modello ha un forte potere predittivo e migliore è la capacità delle variabili indipendenti di stimare i valori della variabile dipendente. In altre parole, il potere predittivo del modello con le variabili indipendenti è maggiore, rispetto ad utilizzare solo la media di  $y$ , per stimare i valori di  $y$ .

## 2.2. Strumentazione per la calibrazione

A seconda della tipologia di sensore è necessario utilizzare un diverso strumento di riferimento con il quale confrontarlo.

### 2.2.1. Misure di flusso

Per tarare i sensori di flusso e portata in generale sono stati utilizzati un semplice contatore e un cronometro. Il contatore viene installato in serie con la condotta dell'impianto e va a contare in metri cubi la quantità di fluido che lo attraversa. Mentre il contatore effettua questa operazione, il cronometro conteggia il tempo impiegato.

Ovviamente si cerca di mantenere il flusso costante e si effettua la misurazione per un tempo sufficientemente lungo in modo da ottenere le migliori condizioni di misura.

Nella Figura 14 è mostrato il contatore munito di serbatoio.



Figura 27. Strumento calibrazione flusso

### 2.2.2. Misure di pressione

Lo strumento utilizzato per la taratura dei trasduttori di pressione (sia assoluti che relativi) è un dispositivo idraulico ad olio, azionato manualmente. Esso è costituito da un manometro che misura la pressione raggiunta nel range 0 -10 bar, da una manopola per l'aumento/riduzione rapida della pressione e una leva per aumento della pressione in modo più graduale. Il sensore viene avvitato nella parte destra del macchinario e poi si agisce facendo variare la pressione in modo da raggiungere valori desiderati e registrando i segnali di risposta del sensore.

Il dispositivo, piuttosto antiquato, è raffigurato nella Figura 28 sottostante.



*Figura 28. Strumenti per calibrazione di flusso e pressione*

### 2.2.3. Misure di livello

Il sensore relativo al livello del serbatoio può essere tarato sfruttando la presa di pressione installata sul serbatoio: è presente un tubo di materiale trasparente che consente di misurare, con una semplice barra millimetrata, l'altezza del livello raggiunto dal serbatoio.



*Figura 29. Serbatoio con presa di pressione*

#### 2.2.4. Misure di output

Come abbiamo già detto nei capitoli precedenti, sul nostro impianto sono presenti due tipologie di sensori: una con uscita in tensione e l'altro con uscita in corrente.

Pertanto, note per ciascun sensore la tipologia di uscita è stato possibile effettuare la taratura attraverso un multimetro portatile.

Muovendo la manopola in corrispondenza del simbolo della tensione sul multimetro, è possibile andare a misurare direttamente l'output dei sensori di tensione.

Per i sensori con uscita in corrente, invece, è stata utilizzata una resistenza da  $250\Omega$  in parallelo affinché sulle porte del RevPi si potesse registrare una tensione. In questo modo, sfruttando analogamente il multimetro settato sulla tensione, possiamo ricavare i valori di tensione.

### 2.3. Taratura

Nel nostro caso non avendo a disposizione la strumentazione adeguata all'esecuzione di un processo di taratura nel rispetto delle normative UNI EN ISO 9001 e ISO 17025, abbiamo comunque eseguito un processo di taratura con i dispositivi descritti in precedenza.

Il processo di taratura di questi strumenti e sensori ha come scopo quello di evidenziare la linearità dei dispositivi stessi e pertanto il modo in cui è stata condotta è risultato essere comunque idonea. Inoltre, questa attività ci ha consentito di effettuare una calibrazione corretta di tutti gli strumenti in gioco.

In questa sezione sono riportati pertanto i calcoli svolti per individuare le funzioni di trasferimento e del rispettivo coefficiente di correlazione.

#### 2.3.1. I sensori

I sensori presenti nel nostro impianto sono già stati elencati nella Tabella 6 (cap. 1.5.) e in parte descritti ma di seguito andremo a specificare per ogni sensore:

- Dettagli costruttivi
- Dati acquisti per la taratura (Grandezza in ingresso misurata con lo strumento campione e valore tensione misurato con il multimetro)
- Grafico della curva di taratura Grandezza misurata - Tensione
- Equazione curva di taratura lineare Grandezza misurata - Tensione e relativo coefficiente di correlazione  $R^2$ .

### 2.3.2. S8

Tabella 20. Caratteristiche S8

<b>Codice</b>	S8
<b>Descrizione</b>	"portata aria OUT"
<b>Grandezza</b>	Portata volumetrica
<b>Marca</b>	Endress Hauser
<b>Modello</b>	Prowirl 200
<b>Fondo scala</b>	125.2 m <sup>3</sup> h
<b>Output</b>	4 - 20 A

In questo caso è stato sufficiente acquisire due soli valori in quanto il sensore è molto semplice. I valori registrati sono stati i seguenti:

Tabella 21. Valori taratura S8

<b>Corrente</b>	<b>Livello</b>
<b>mA</b>	<b>m<sup>3</sup>h</b>
4000	0
20000	125.2

Graficamente:

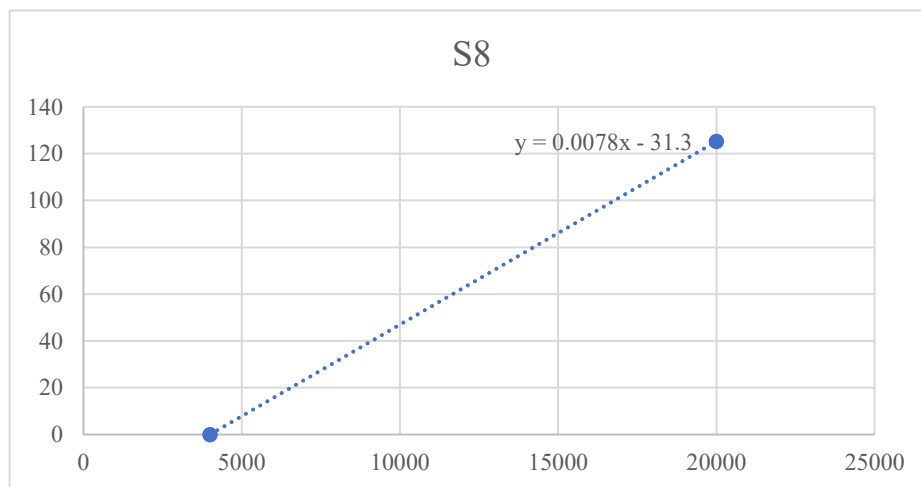


Figura 30. Retta regressione S8

Da questi valori è stato possibile calcolare i coefficienti  $m$  e  $q$  dell'equazione lineare del tipo  $y = mx + q$ . Quindi dati i due punti del tipo  $(x_1, y_1)$  e  $(x_2, y_2)$ , per il calcolo sono state utilizzate le equazioni:

$$m = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}$$

$$q = -my_1 + x_1$$

Pertanto:

Tabella 22. Parametri retta di regressione S8

<b>m</b>	<b>q</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	y = 0.0078x - 31.3
0.00780	-31.3	1	

In realtà in questo caso sono presenti 2 soli valori e pertanto è inutile calcolare **R<sup>2</sup>**.

### 2.3.3. S1

Tabella 23. Caratteristiche S1

<b>Codice</b>	S1
<b>Descrizione</b>	"s7 pressione ingresso acqua"
<b>Grandezza</b>	Pressione relativa
<b>Marca</b>	Endress+ Hauser
<b>Modello</b>	Cerabar M PMP51
<b>Fondo scala</b>	40 bar
<b>Output</b>	4-20 A

Per questo sensore abbiamo acquisito più punti relativi alla corrente misurata e alla pressione relativa riscontrata.

Tabella 24. Valori taratura S1

<b>Corrente</b>	<b>Pressione relativa</b>
<b>mA</b>	<b>bar</b>
4000	0
5614	1.005
5624	1.012
13859	6.153
20000	10

Applicando le medesime formule viste nel capitolo precedente per il sensore S1, considerando come (x<sub>1</sub>, y<sub>1</sub>) il primo punto acquisito e come (x<sub>2</sub>, y<sub>2</sub>) l'ultimo punto campionato.



Graficamente:

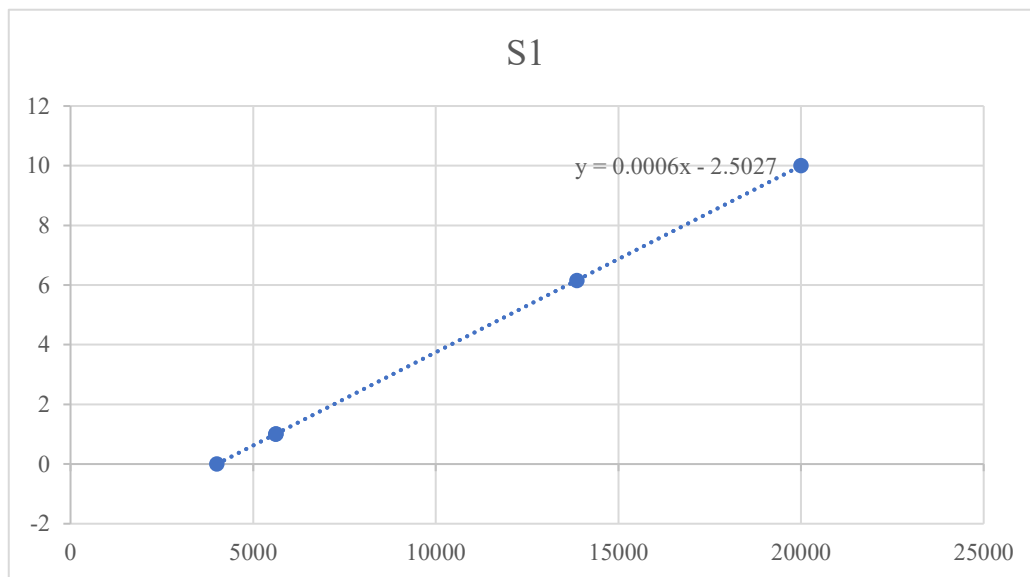


Figura 31. Retta di regressione S1

E dalle formule precedentemente citate otteniamo i valori di  $m$  e  $q$  equivalenti rispetto a quelli ottenuti dal grafico.

Tabella 25. Parametri retta di regressione S1

<b>m</b>	<b>q</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	$y = 0.0006x - 2.5027$
0.000624378	-2.5002604	1	

#### 2.3.4. S6

Tabella 26. Caratteristiche S6

<b>Codice</b>	S6
<b>Descrizione</b>	"Portata aria IN"
<b>Grandezza</b>	Portata volumetrica
<b>Marca</b>	Foxboro Vortez
<b>Diametro</b>	DN 50
<b>Fondo scala</b>	200 m <sup>3</sup> h
<b>Output</b>	4-20 A

Tabella 27. Valori di taratura S6

<b>Corrente</b>	<b>Portata</b>
<b>mA</b>	<b>m<sup>3</sup>h</b>
4000	0
20000	50

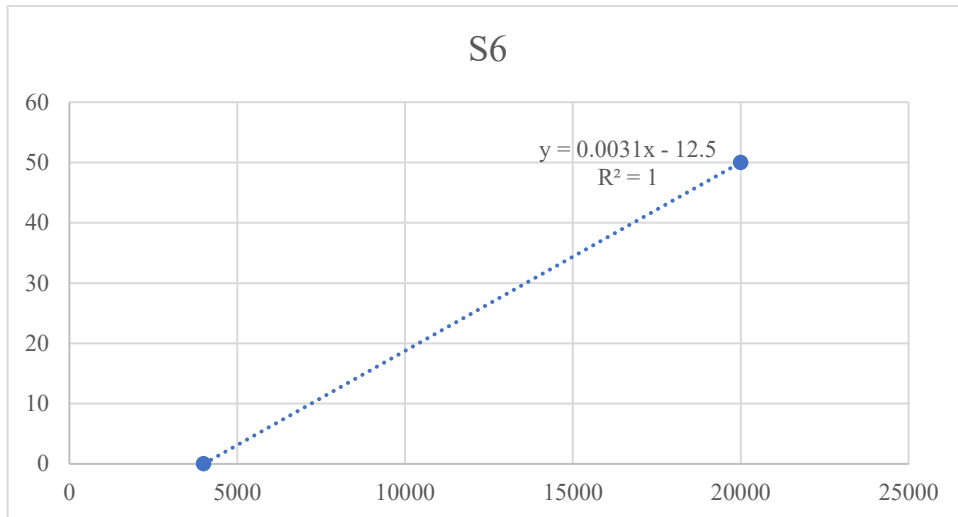


Figura 32. Retta di regressione S6

E dalle formule precedentemente citate otteniamo i valori di  $m$  e  $q$  equivalenti rispetto a quelli ottenuti dal grafico.

Tabella 28. Parametri retta regressione S6

<b>m</b>	<b>q</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	$y = 0.003125x - 12.5$
0.003125	-12.500	1	

### 2.3.5. S2

Tabella 29. Caratteristiche sensore S2

<b>Codice</b>	S2
<b>Descrizione</b>	"Portata acqua ingresso L6"
<b>Grandezza</b>	Portata volumetrica
<b>Marca</b>	Endress+ Hauser
<b>Modello</b>	Promag W
<b>Fondo scala</b>	36 m <sup>3</sup> h
<b>Output</b>	4-20 A

Tabella 30. Valori taratura S2

<b>Corrente</b>	<b>Portata</b>
<b>mA</b>	<b>m<sup>3</sup>h</b>
4003	0
8146	9.3144
8322	9.706
8338	9.735
8524	10.1595
8713	10.5845
8730	10.625

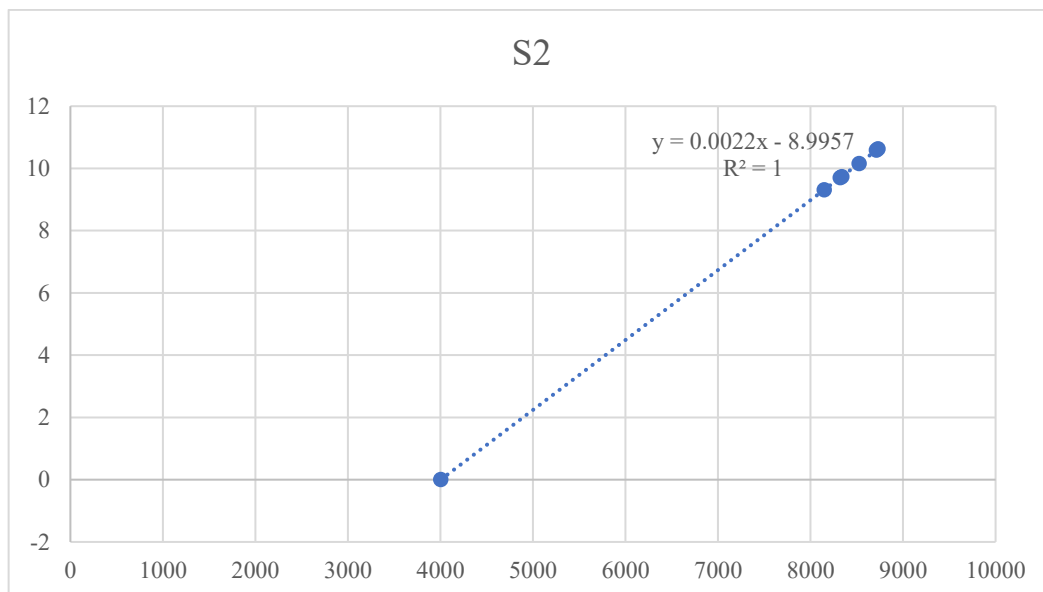


Figura 33. Retta di regressione S2

L'equazione della retta di regressione sono i seguenti:

Tabella 31. Parametri retta di regressione S2

<b>m</b>	<b>q</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	$y = 0.0022x - 8.9957$
0.0022	-8.9957	1	

Anche in questo caso è possibile riscontrare una certa corrispondenza tra i valori di m e q individuati dalla retta di regressione e quelli calcolati attraverso le formule.

### 2.3.6. S3

Tabella 32. Caratteristiche sensore S3

<b>Codice</b>	S3
<b>Grandezza</b>	"Pressione eiettore"
<b>Descrizione</b>	Pressione assoluta
<b>Marca</b>	Setra
<b>Modello</b>	280E
<b>Fondo scala</b>	20 bar
<b>Output</b>	0 – 5V

Tabella 33. Valori taratura S3

Tensione mV	Pressione assoluta bar
777	1.013
1128	1.513
1494	2.013
2215	3.013
2951	4.013
3690	5.013
4395	6.013
5050	7.013
5460	7.513

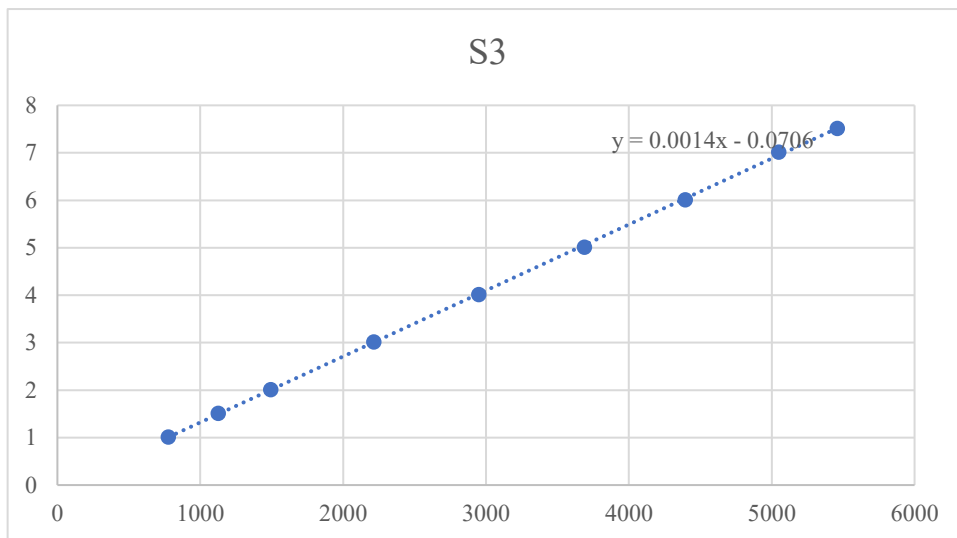


Figura 34. Retta di regressione S3

Tabella 34. Valori retta di regressione S3

<b>m</b>	<b>q</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	$y = 0.001388x - 0.065475$
0.0013880	-0.065475	1	

### 2.3.7. S4

Tabella 35. Caratteristiche sensore S4

<b>Codice</b>	S4
<b>Descrizione</b>	"Pressione tubo miscelatore"
<b>Grandezza</b>	Pressione assoluta
<b>Marca</b>	Foxboro
<b>Modello</b>	841GM CI1
<b>Fondo scala</b>	20 bar
<b>Output</b>	4-20 A

Tabella 36. Valori taratura S4

Corrente mA	Pressione assoluta bar
3969	1.013
4749	1.513
5548	2.013
7189	3.013
8779	4.013
10434	5.013
11981	6.013
13567	7.013
16722	9.013
19924	11.013

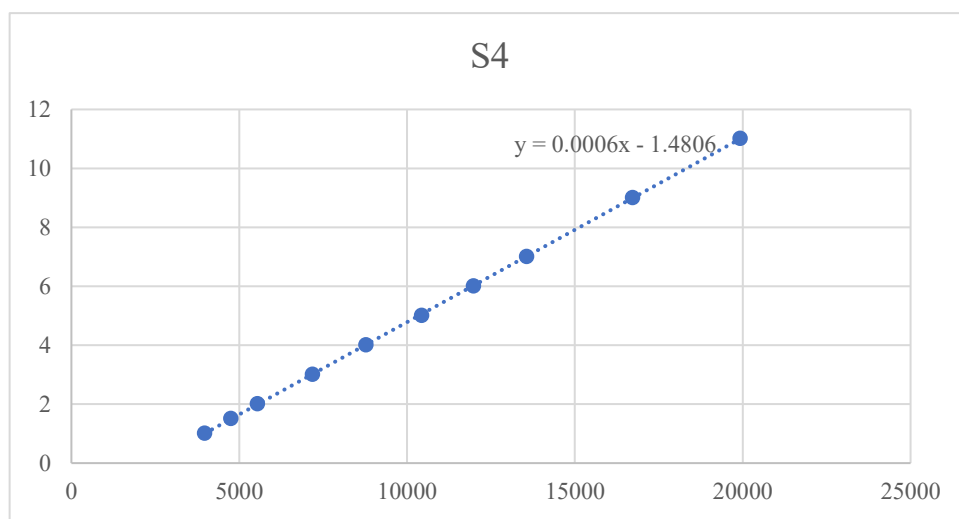


Figura 35. Retta di regressione S4

Tabella 37. Parametri retta di regressione S4

<b>m</b>	<b>q</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	$y = 0.000627x - 1.47462$
0.000626763	-1.474621435	1	

### 2.3.8. S5

Tabella 38. Caratteristiche sensore S5

<b>Codice</b>	S5
<b>Descrizione</b>	"Pressione serbatoio"
<b>Grandezza</b>	Pressione assoluta
<b>Marca</b>	Foxboro
<b>Modello</b>	841GM-CII
<b>Fondo scala</b>	20 bar
<b>Output</b>	4 -20 A

Tabella 39. Valori di taratura S5

Corrente mA	Pressione assoluta bar
3978	1.013
4764	1.513
5575	2.013
7162	3.013
8849	4.013
10400	5.013
11963	6.013
13496	7.013
16772	9.013
19950	11.013

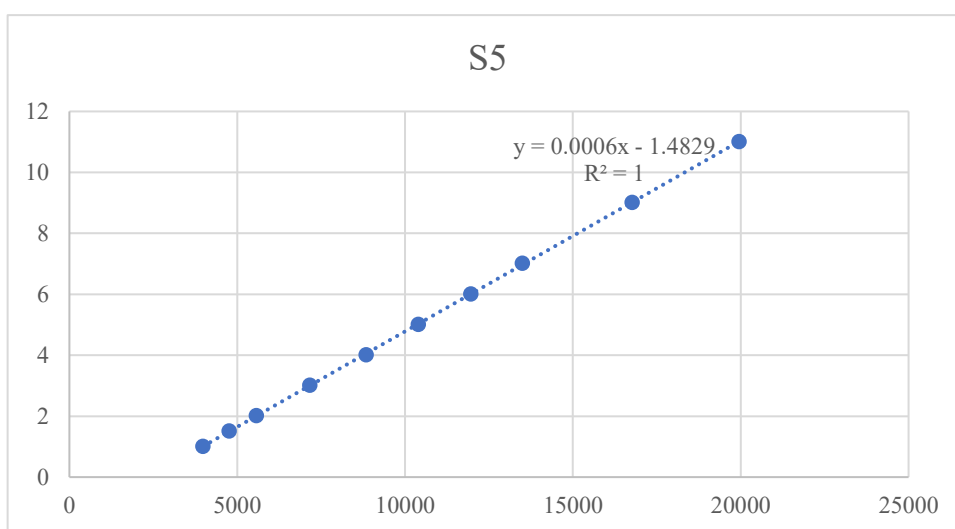


Figura 36. Retta di regressione S5

Tabella 40. Parametri retta di regressione S5

m	q	R <sup>2</sup>	y=0.000626x-1.47761
0.000626096	-1.477608565	1	

### 2.3.9. S7

Tabella 41. Caratteristiche sensore S7

<b>Codice</b>	S7
<b>Descrizione</b>	"Livello acqua"
<b>Grandezza</b>	Livello
<b>Marca</b>	Foxboro
<b>Modello</b>	IDP-10
<b>Fondo scala</b>	800
<b>Output</b>	4 - 20A

Tabella 42. Valori di taratura S7

Corrente mA	Livello mm
3864	0
5793	83
6285	105
7279	151

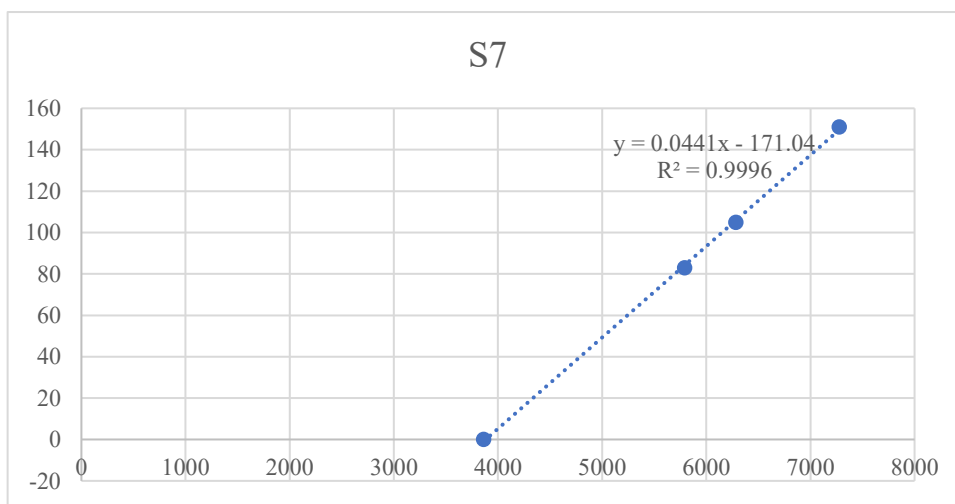


Figura 37. Retta di regressione S7

Tabella 43. Parametri retta di regressione S7

<b>m</b>	<b>q</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	$y = 0.044217x - 170.8533$
0.0442167	-170.8532943	0.9996	

#### 2.4. Taratura: riepilogo

Come si può notare dai grafici presentati nei paragrafi precedenti, i dati di taratura raccolti sono corretti e dimostrano che tutti i sensori hanno un comportamento pressoché lineare, confermati anche dai coefficienti  $R^2$ , i quali si attestano sempre attorno al valore 1.

## Capitolo 3. Digital Twin & reti neurali

Il Digital Twin è una tecnologia emergente che si sta sviluppando soprattutto per il monitoraggio, simulazione, previsione, ottimizzazione ecc... di sistemi fisici.

In questo caso stiamo realizzando un Digital Twin simulation based, ovvero un DT che sfrutta i dati ottenuti empiricamente mettendo in funzione il nostro impianto.

Come avevamo anticipato, alla base della costruzione del DT deve essere presente una struttura che racchiuda in sé le relazioni fisico-matematiche che regolano il comportamento di un impianto.

Nel nostro caso i dati ottenuti dall'impianto serviranno per addestrare algoritmi di machine learning che costituiscono il Digital Twin.

### 3.1. Campi di applicazione del DT

Analizzando l'articolo scritto da Fei Tao, Bin Xiao, Qinglin Qi, Jiangfeng Cheng e Ping Ji ([11]), in cui vengono esaminati 296 pubblicazioni, possiamo andare a valutare i campi di applicazione dei DT.

Il diagramma a ventaglio totale supera la percentuale del 100% in quanto la medesima pubblicazione è stata conteggiata più volte nel caso in cui appartenesse a più categorie contemporaneamente.

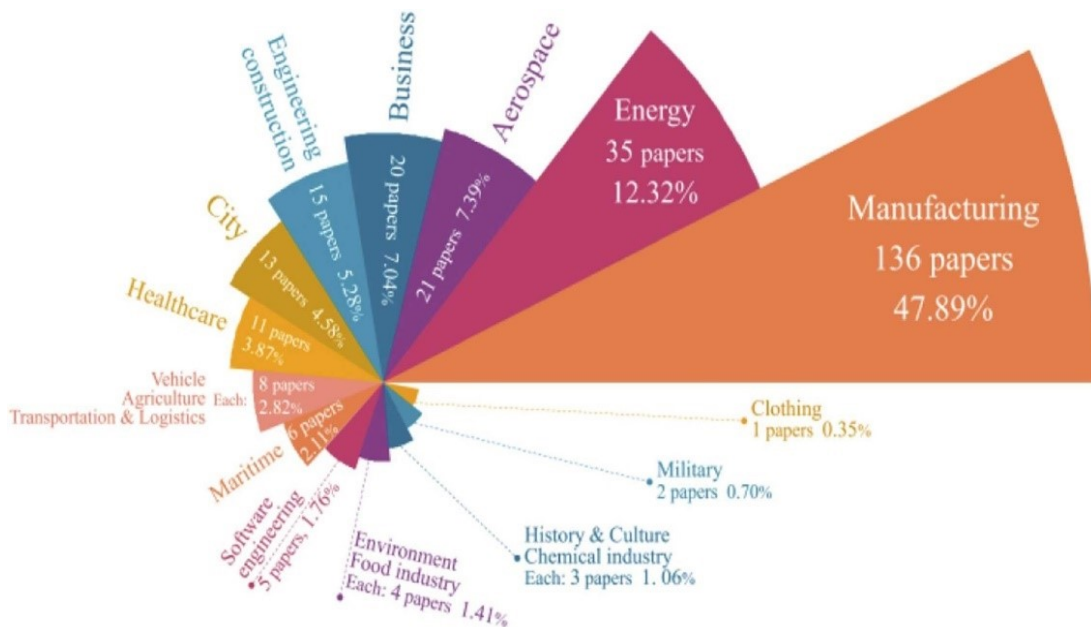


Figura 38. Distribuzione del campo applicativo dei digital twin [11]

Come possiamo vedere solo il 12.32% degli articoli colloca il DT in ambito energetico e una percentuale sicuramente minore si collocherà nel settore Oil & Gas, settore di nostro interesse.



Riteniamo invece che l'utilizzo di un DT in campo oil & gas possa essere una scelta molto intelligente in quanto permette di realizzare diverse tipologie di analisi on-line e in real time oppure offline.

### 3.2. Modelli basati sulla fisica o sull'apprendimento automatico

In questa parte andremo a commentare alcune caratteristiche generali di modelli basati sulla fisica e di machine learning.

Va sottolineato che il ruolo dell'esperto nella costruzione di modelli è estremamente prezioso, soprattutto nel caso in cui sia necessario fare delle ipotesi e determinare gli obiettivi del modello.

Infatti, questi due parametri devono essere chiaramente indicati, così come devono essere ben illustrate le caratteristiche dell'implementazione effettuata, che determineranno sia il tipo che la sofisticatezza della modellazione.

Sia i modelli basati sulla fisica che quelli di apprendimento automatico devono essere calibrati/addestrati con dati ottenuti sperimentalmente. Una parte dei dati deve essere separata per la fase di "train" e il resto per la fase di "test".

I modelli, specialmente i più complessi, richiedono più parametri, il che rende più difficile la procedura di addestramento. A seconda della complessità del problema si può effettuare anche la normalizzazione dei dati e la regolarizzazione, tramite i parametri, delle funzioni obiettivo [30].

Anche se un modello fisico generalmente sfrutta equazioni note della fisica e riesce a replicare in maniera fedele il comportamento di sistemi complessi, non bisogna trascurare l'aspetto legato all'incertezza.

Infatti, si possono costruire modelli basati sulla fisica ad alta fedeltà e con facile interpretazione, utili per analizzare una molteplicità di nuovi scenari ma, d'altro canto, per alcuni sistemi, se parte della fisica non è nota o comunque piuttosto complessa, l'incertezza diventa un problema importante e non trascurabile.

Per cercare di attenuare i problemi di incertezza si potrebbe implementare un'altra struttura matematica a discapito del costo computazionale, che risulta elevato, e della risposta in real time.

Un modello di apprendimento automatico presenta generalmente le seguenti caratteristiche[30]:

- L'architettura matematica che lo costituisce non si basa su leggi fisiche ma è piuttosto una trasformazione da input in output.
- Generalmente i parametri che lo caratterizzano non hanno una interpretazione fisica.
- Si adatta bene a dati ottenuti sperimentalmente e soprattutto può raggiungere un livello di precisione arbitraria (es. una rete neurale con un singolo strato nascosto può approssimare qualsiasi funzione continua, con precisione stabilita da chi la implementa).[30]

- Se il modello di machine learning non è addestrato su dati di uno specifico problema, non riuscirà a effettuare previsioni sullo stesso.

Per riassumere, possiamo dire che i modelli di apprendimento automatico possono essere basati su dati di diversa natura e ci permettono di ottenere soluzioni a problemi ingegneristici complessi, con un certo grado di accuratezza. Non essendo necessarie leggi fisiche, i dati disponibili devono essere piuttosto numerosi.

Tuttavia, se questi modelli sono realizzati con un set di dati non sufficientemente ampio o con dati specifici per un singolo funzionamento, si rischia di incappare in fenomeni come l'overfitting o comunque avere un modello troppo specifico non adattabile alle diverse situazioni in cui il nostro sistema può trovarsi.

Trovare architetture ottimali, che non siano troppo specifiche pur richiedendo un dataset di addestramento e di test limitato, ad oggi è considerata una vera e propria arte.

Oggi, molto spesso, quello che si cerca di fare è integrare modelli basati sulla fisica con modelli ad apprendimento automatico in modo tale da riuscire a sintetizzarli in un unico modello ibrido che riesca a cogliere i "pro" di entrambi. [31]

Ovviamente questa operazione restituisce sicuramente un modello molto accurato che richieda anche un set di dati meno corposo ma richiede una knowledge "doppio" (sia riguardante la fisica che la programmazione) e tempi maggiori (per implementazione di entrambi i modelli e loro integrazione).

Nel nostro caso svilupperemo un digital twin basandoci su un modello ad apprendimento automatico avvalendoci dell'utilizzo di reti neurali in codice Python.

### 3.3. Tecnologie abilitanti per lo sviluppo di un Digital Twin

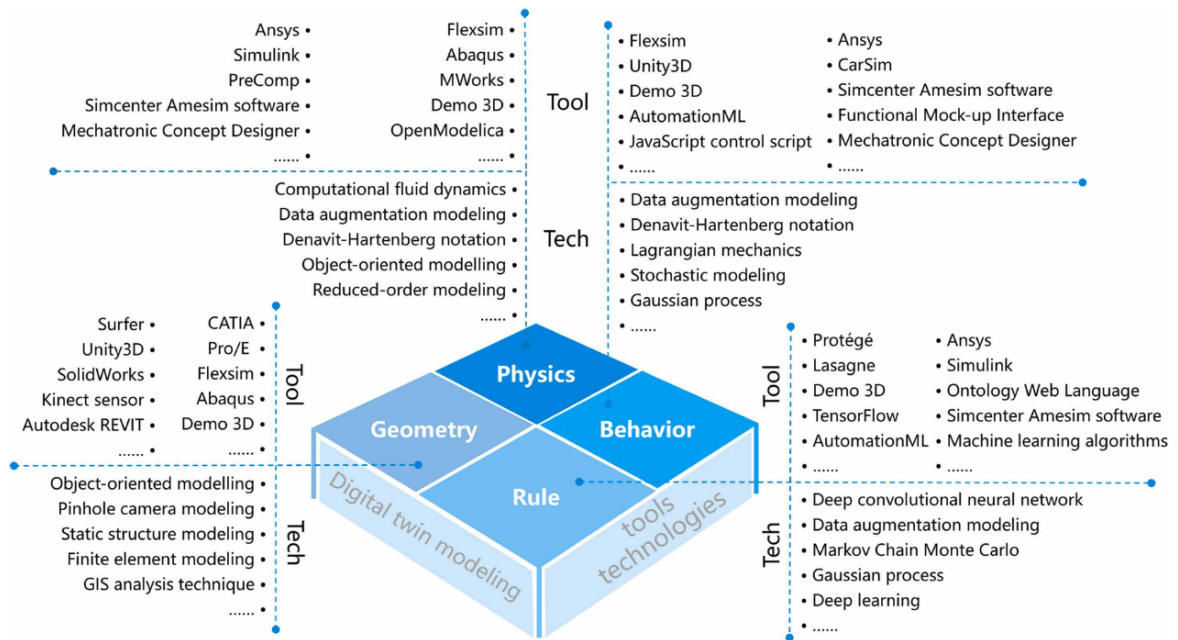


Figura 39. Software e tecniche di modellazione DT [11]

A seconda di quale aspetto del Digital Twin si vuole implementare, esistono diversi tool, software e tecniche disponibili, i quali sono ben sintetizzati nell'immagine sottostante.

Per la modellazione:

- **GEOMETRICA:** lo scopo è quello di ritrarre l'aspetto geometrico e topologico del sistema. È possibile effettuare una modellazione con nuvole di punti e/o BIM (Building Information Modeling) che possono essere ottenuti tramite scansione fotografica. Esistono inoltre, numerosi software CAD che permettono di implementare virtualmente la geometria del sistema (es. CATIA, SolidWorks, Autodesk REVIT, ecc...) e relative animazioni di parti in movimento.
- **FISICA:** la tecnologia più utilizzata per questo tipo di modellazione è quella basata sugli elementi finiti, dove è necessario inserire materiali, carichi, vincoli e proprietà meccaniche. (es. ANSYS, Abaqus)
- **COMPORMENTALE:** in questo approccio si vanno a delineare i comportamenti dinamici del sistema. Gli strumenti di modellazione comportamentale sono quelli che vanno ad aggiornare i comportamenti DT in ambienti virtuali. Esistono molti linguaggi di programmazione e software per effettuare questa modellazione. (ThreeJs e JavaScript, C# , Ansys, ...)
- **DELLE REGOLE:** le regole estraggono e rappresentano il comportamento del sistema dai dati storici e dalla logica operativa. Per realizzare questa tipologia di modellazione, l'apprendimento automatico è una tecnologia efficace. Rispetto alla rete neurale artificiale (ANN), la deep convolutional neural network (DCNN) , può simulare meglio il cervello

riducendo l'overfitting. In particolare, tale fenomeno può essere ridotto o evitato aumentando i dati e quindi migliorando la robustezza del modello.[11]

### 3.3.1. Il digital twin dell'eiettore

Anche se fino ad ora abbiamo esteso il concetto a tutto l'impianto, in realtà in questa tesi quello che si affronterà è la modellizzazione della parte di impianto riguardante l'eiettore. Come anticipato, infatti, le equazioni che regolano il comportamento di tale dispositivo sono particolarmente complesse e pertanto non adeguate a essere sfruttate nel caso di analisi in real time, analisi off line ecc...

Pertanto, la decisione di utilizzare uno strumento come quello del Digital Twin ci sembra appropriato.

Attraverso la fase di addestramento sui dati acquisiti da simulazioni è possibile estrarre, con una certa approssimazione, il comportamento dell'eiettore stesso in condizioni normali.

Costruendo il modello e il gemello digitale dell'eiettore è possibile avere una rappresentazione accurata e in continuo aggiornamento rispetto al modello fisico, ma anche condurre analisi/simulazioni online ed off-line, ecc...

Andando a modellare anche il comportamento del serbatoio in maniera analoga sarà possibile ricostruire tutto il comportamento dell'impianto.

Per il momento ci concentriamo sull'eiettore con un digital twin basato su reti neurali che sfruttano i dati sperimentali dell'impianto per modellarne regole e comportamento.

## 3.4. Machine Learning

Il Machine Learning (ML) è un ramo dell'intelligenza artificiale (AI) che si è sviluppato nella seconda metà del ventesimo secolo e che si occupa di creare sistemi che apprendono o migliorano le performance in base ai dati che gli vengono forniti.

Infatti, in questa nuova era tecnologica una risorsa molto importante che abbiamo disponibile in gran quantità sono i dati.

Gli strumenti di machine learning ci permettono di ottenere informazioni utili dai dati, attraverso algoritmi di autoapprendimento con i quali è possibile poi effettuare previsioni.

L' "intelligenza artificiale" cerca di emulare l'intelligenza umana senza richiedere la presenza diretta di un individuo che vada ad estrarre "manualmente" delle regole e dei modelli.

Talvolta il machine learning e AI vengono impropriamente in modo interscambiabile, ma hanno significato diverso: ciò che riguarda il machine learning appartiene anche all'intelligenza artificiale ma l'intelligenza artificiale non comprende solo il machine learning.[32]

### 3.4.1. I tre tipi di ML

Lo scopo principale dell'apprendimento automatico consiste nel dedurre un modello a partire da dati di addestramento. Questo è possibile sfruttando quattro tipologie di ML con cui l'algoritmo può essere implementato:

- Machine learning supervisionato
- Machine learning non supervisionato
- Machine learning per rinforzo
- Reti Neurali e Apprendimento Profondo

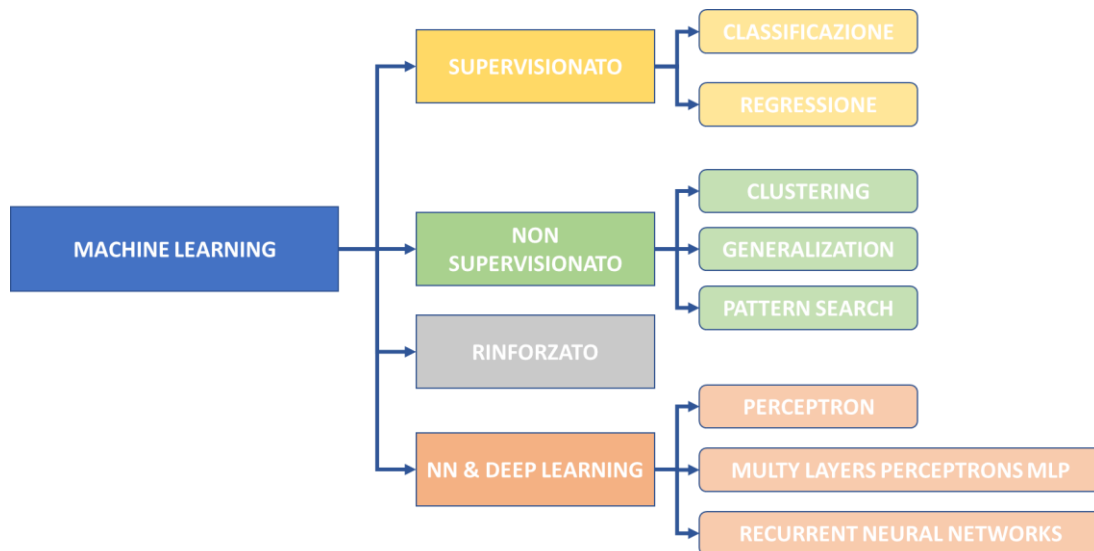


Figura 40. Machine learning

#### 3.4.1.1. ML con apprendimento supervisionato

Apprendimento che parte da dati di addestramento etichettati per ottenere previsioni relative a dati non disponibili o futuri. Con il termine "supervisione" si fa riferimento al fatto che i segnali di output desiderati (le etichette) sono noti. [33]

Lo schema sottostante va a visualizzare in modo chiaro il funzionamento generale dell'algoritmo di machine learning supervisionato.

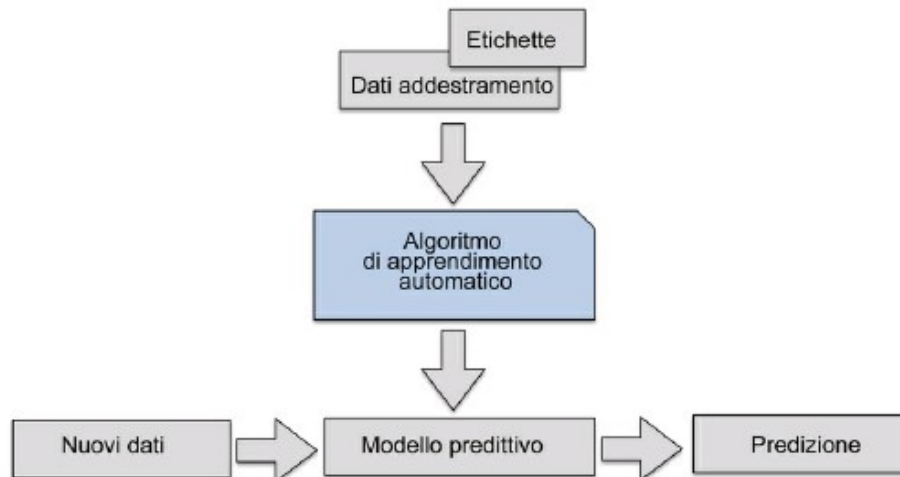


Figura 41. Apprendimento supervisionato [33]

Nella fase di addestramento vengono “passate” all’algoritmo sia i dati di addestramento che le relative etichette (output noti). Dopo la fase di addestramento e di test si ottiene il modello predittivo che può essere utilizzato per processare nuovi dati per ottenerne la predizione.

Come mostrato nella Figura 40, esistono 2 tipi di machine learning supervisionati:

- CLASSIFICAZIONE: viene creato un algoritmo che riesce a collocare ciascun input in una o più classi che costituiscono l’output .  
Esempi di algoritmi di classificazione sono: K-NN, Macchina a vettori di supporto, Alberi delle decisioni, Regressione logistica ecc...
- REGRESSIONE: simile alla classificazione ma diversamente da esso, il modello non produce una classe o categoria, bensì una stima numerica.  
Esempi di algoritmi di regressione sono: Regressione lineare, Regressione polinomiale ecc...

#### 3.4.1.2. ML con apprendimento non supervisionato

Se parliamo di apprendimento senza supervisione, abbiamo dati non etichettati o dati dalla struttura ignota. Utilizzando tecniche di apprendimento senza supervisione, siamo in grado di osservare i dati in input e la loro struttura, estrarre da essi informazioni significative senza però avere né una guida, né una variabile di output corrispondente, né una funzione ricompensa.

In questo caso le diverse classi non sono note a priori, ma sono apprese autonomamente ed “etichettate” in una fase successiva dall’utente.

Un esempio di apprendimento non supervisionato è dato dal clustering.

Il clustering è una tipologia di analisi dei dati che ci consente di raccogliere una serie di informazioni in gruppi, detti cluster, senza conoscere relazioni di appartenenza ai gruppi. Ogni cluster che può essere ottenuto durante l’analisi definisce un gruppo di oggetti che condividono

alcune similarità con gli oggetti dello stesso cluster, ma che risultano differenti rispetto agli oggetti negli altri cluster. Per tale motivo l'operazione di clustering viene talvolta chiamata "classificazione senza supervisione". Il clustering è un'ottima tecnica per individuare relazioni significative nei dati.[33]

#### 3.4.1.3. ML con apprendimento di rafforzamento

Un'altra tipologia di apprendimento automatico è l'apprendimento di rafforzamento. In questo caso l'obiettivo è quello di sviluppare un sistema, detto agente, che vada a migliorare le proprie prestazioni in base alle interazioni con l'ambiente.

Infatti, le informazioni relative allo stato attuale dell'ambiente includono anche una funzione di ricompensa (*reward*).

Possiamo considerare l'apprendimento di rafforzamento analogamente all'apprendimento con supervisione: nell'apprendimento di rafforzamento, il feedback non è l'etichetta, ma un valore ottenuto applicando la funzione ricompensa che ne delinea la bontà.

Un agente può utilizzare l'apprendimento di rafforzamento per imparare una combinazione di azioni che massimizzano la "ricompensa" tramite iterazioni con l'ambiente di tipo trial-and-error.

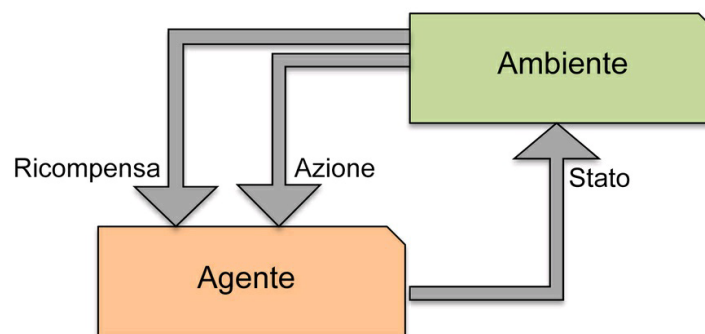


Figura 42. ML con apprendimento di rafforzamento [33]

#### 3.4.1.4. NN e apprendimento profondo

Le "neural networks" (NN), reti neurali, sono un modello di machine learning che cercano di emulare il comportamento e l'interazione dei neuroni del cervello umano.

I neuroni, infatti, non sono altro che cellule nervose interconnesse che sono coinvolte nell'elaborazione e trasmissione di segnali chimici ed elettrici.

Nel nostro caso le reti neurali sono composte da neuroni artificiali interconnessi in grado di acquisire dati di input (dallo strato di neuroni d'ingresso detto input layer) e fornire dati in output (attraverso lo strato di neuroni d'uscita detto output layer).

Fra gli strati di input e di output possono essere presenti uno o più livelli "nascosti" (hidden layer) ed è dove avviene la vera e propria elaborazione. Una rete neurale ben addestrata può svolgere attività di auto-apprendimento in maniera molto performante.

Si parla di apprendimento profondo (deep learning) quando gli strati nascosti sono almeno due.

### 3.5. Le reti neurali

Come anticipavamo, le reti neurali cercano di emulare il comportamento dei neuroni del cervello umano. I primi a osservare una cellula nervosa furono McCulloch e Pitts nel 1943 e la rappresentarono come un semplice gate logico con un output binario: se gli input ricevuti dalla cellula nervosa determinano un segnale che supera una determinata soglia, viene rilasciato un segnale in output, il quale viene trasmesso. Questa rappresentazione del neurone è detta neurone di McCulloch-Pitts (MCP).

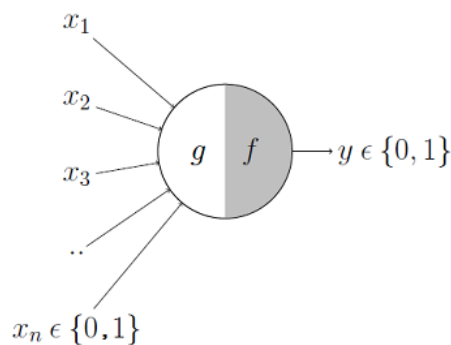


Figura 43. Neurone MCP

Questa rappresentazione ha diversi limiti:

- prevede solo input e output di tipo binario;
- considera una soglia di attivazione da valutare manualmente;
- tutti i segnali in input ricoprono la stessa importanza ;
- non si riesce a interpretare funzioni che non siano lineari.

Solo pochi anni dopo, Frank Rosenblatt pubblicò il primo concetto della regola di apprendimento del perceptron, basata sul modello del neurone MCP.

Il neurone Perceptron basa il suo apprendimento su un algoritmo che apprende automaticamente i coefficienti di peso ottimali da moltiplicare con le caratteristiche di input, in modo da poter valutare distintamente ciascun ingresso e stabilire il fatto che un neurone si attivi o meno.



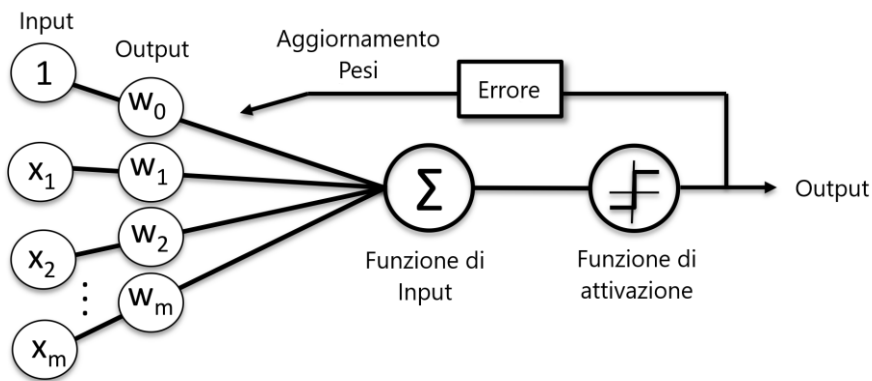


Figura 44. Neurone Perceptron

Va definita pertanto una funzione di attivazione  $\Phi(z)$ , che prende in ingresso una combinazione lineare di valori  $\mathbf{x}$ , un corrispondente vettore dei pesi  $\mathbf{w}$  e restituiscono  $z$  detto input della rete.

$$\Phi(z) = \begin{cases} 1 & \text{se } z \geq \theta \\ 0 & \text{se } z < \theta \end{cases}$$

$$z = w_1x_1 + \dots + w_mx_m = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$$

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ \dots \\ w_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_m \end{bmatrix}$$

La funzione  $\Phi(z)$  è una funzione definita a tratti (funzione a gradino) ed è tale che, se  $z$  assume un valore superiore alla soglia  $\theta$  prefissata, allora la funzione assume valore 1 altrimenti assume il valore 0.

È possibile anche portare il valore di  $\theta$  a sinistra dell'equazione e ottenere:

$$\Phi(z) = \begin{cases} 1 & \text{se } z \geq 0 \\ 0 & \text{se } z < 0 \end{cases}$$

$$\text{Con: } z = w_0x_0 + w_1x_1 + \dots + w_mx_m \quad \text{dove } w_0 = -\theta \text{ e } x_0 = 1$$

Quindi la regola del perceptron iniziale di Rosenblatt è piuttosto semplice: inizializzare i pesi a 0 o a numeri casuali piccoli, per ogni campione di addestramento  $\mathbf{x}^{(i)}$  calcolare il valore di output  $\hat{y}$  e aggiornare i pesi.

Pertanto, ad ogni passo il peso  $j$ -esimo del vettore dei pesi  $\mathbf{w}$  si aggiorna di una quantità  $\Delta w_j$  dato da:

$$\Delta w_j = \eta (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}) x_j^{(i)} \quad \text{e quindi} \quad w_j := w_j + \Delta w_j$$

Dove  $\eta$  rappresenta il tasso di apprendimento e varia tra 0 e 1.

Notiamo che la convergenza del Perceptron è garantita solo se le due classi (in cui è suddivisibile l'output) sono separabili linearmente e se il tasso di apprendimento è sufficientemente ridotto.

Al contrario, se le classi non sono separabili da un confine decisionale lineare, possiamo definire un parametro detto “epoche” che rappresenta il numero massimo di passi sul dataset di apprendimento e/o il “numero di errate classificazioni” che possiamo tollerare. Se non venissero settati questi parametri il perceptron continuerebbe ad aggiornare e correggere i pesi all'infinito.

Utilizzando il neurone perceptron è poi possibile costruire una rete neurale multilivello ad avanzamento (*multi-layer feedforward neural network*) chiamata anche perceptron multilivello (MLP – multi layer perceptron).

Infatti, una rete di questo tipo presenta tre macro-livelli: un livello di input, uno di output e uno o più livelli nascosti. I livelli nascosti sono internamente connessi al livello di input.

Ogni neurone ha una funzione di attivazione non lineare differenziabile (es. funzione sigmoideale, la funzione ReLU *rectified linear unit*, ecc...).

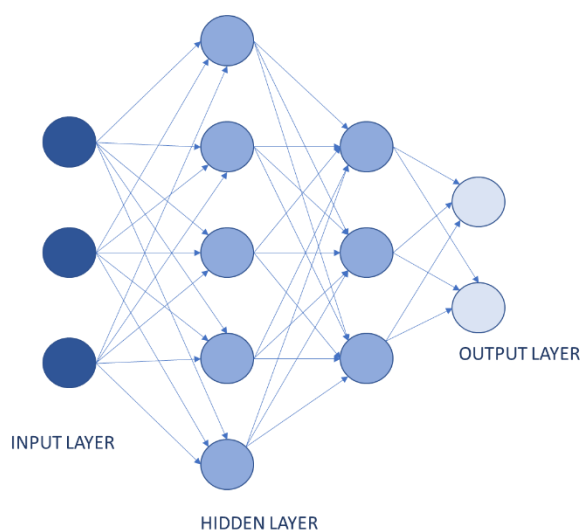


Figura 45. Struttura rete neurale multi-layer perceptron

Il vantaggio delle reti multilivello, rispetto a quelle con un solo livello, è quello di riuscire ad individuare soluzioni anche a problemi non lineari, ma hanno lo svantaggio che i gradienti degli errori diminuiranno a mano a mano che si aumentano i livelli nascosti della rete.

Il problema del gradiente evanescente rende più complesso l'apprendimento del modello poiché si ha un allenamento più veloce “in fondo” alla rete che non all'inizio.

Ogni neurone nascosto o di uscita di un multi-layer perceptron va ad eseguire due operazioni:

- Individuazione della funzione non lineare continua di un segnale in input in segnale di output con pesi sinaptici associati a ciascun neurone
- Computazione di un vettore gradiente che viene poi utilizzato per aggiornare i pesi sinaptici.

### 3.5.1. I parametri MLP

Oltre alla funzione di attivazione ci sono altri parametri che possono essere settati nella nostra rete perceptron multistrato.

I parametri che possono essere utili per comprendere meglio il funzionamento della rete stessa sono:

- Numero di strati e di neuroni per strato: non esistono particolari regole per l'individuazione del numero di livelli e/o di neuroni ma è possibile andare a valutare empiricamente quale sia il numero ottimale per ciascun fattore.
- Tasso di apprendimento: generalmente indicato con  $\eta$ , è un iperparametro che regola il tasso di variazione del modello ogni qual volta si vanno ad aggiornare i pesi al fine di migliorare l'errore stimato.
- Momentum: è un fattore che limita la variabilità dell'apprendimento legata al tasso di apprendimento. Tende a far mantenere l'andamento dell'errore nella stessa direzione della discesa a gradiente. Il valore è compreso tra 0 e 1 e generalmente è di 0.8 – 0.9.
- Numero di epoche: numero di volte che l'algoritmo processa l'intero set di dati.
- Dimensione del batch: numero di dati elaborati dall'algoritmo di apprendimento in un unico passaggio. Avere un batch piccolo fa sì che si arrivi a convergenza anche con un numero piccolo di epoche ma a discapito della stima meno accurata del gradiente.

Altri parametri che possono essere settati per migliorare le performance della rete sono presenti nel riferimento [34].

## Capitolo 4. Caso di studio

Abbiamo già ampiamente discusso il fatto che:

- Ad oggi, nella modellizzazione degli impianti nel settore oil & gas si fa uso soprattutto di software dedicati e che ne realizzano molto spesso analisi specifiche a un solo scopo;
- I digital twin costituiscono uno strumento molto intelligente per la modellizzazione di sistemi ma che non sono applicati ancora in modo spinto nel settore di nostro interesse;
- Si possono avere diverse tipologie di Digital Twin a seconda che essi siano basati sulla fisica o su algoritmi ad apprendimento automatico;
- Esistono diverse soluzioni per andare a realizzare un DT anche in virtù della modellazione che vogliamo realizzare con il nostro DT (se più concentrata sulla geometria, sulla fisica, ecc...).

Nel nostro caso abbiamo sfruttato il Digital Twin per andare a modellare il comportamento dell'impianto presente nei laboratori del Dipartimento di Energetica UNIVPM, e in particolare ci siamo concentrati sullo sviluppo di un modello che rappresentasse correttamente il funzionamento del segmento costituito dall'eiettore. (Descrizione dell'eiettore al capitolo 1.3.2)

Abbiamo già sottolineato la complessità delle equazioni e, in particolar modo dei coefficienti, descrittivi del comportamento dell'eiettore. Per questo motivo abbiamo ritenuto intelligente costruire un digital twin basato su un algoritmo di machine learning piuttosto che costruirne un modello basato sulle equazioni fisico-matematiche.

L'algoritmo di machine learning che implementa il Digital Twin prende in input i dati ottenuti sperimentalmente dal nostro impianto in funzione e li rielabora per modellizzare l'eiettore. Pertanto, possiamo affermare che stiamo realizzando un DT simulation based.

### 4.1. Il dataset

Un aspetto fondamentale per le reti e il loro addestramento è il dataset. In particolare, per ottenere un dataset utile ai nostri scopi, abbiamo fatto lavorare l'impianto settando i parametri di pressione dell'acqua in ingresso all'impianto, livello del serbatoio e pressione del serbatoio.

Durante il funzionamento dell'impianto il sistema di controllo PID è sempre attivo.

Accedendo pertanto all'interfaccia dell'impianto e settando i parametri desiderati, siamo andati a memorizzare (con l'apposito comando di REC presente sull'interfaccia) i dati di interesse.

I file verranno salvati in “.csv” pertanto le prove che abbiamo acquisite sono le seguenti :

Tabella 44. Prove acquisite dall'impianto

<b>P<sub>IN</sub> [bar]</b>	<b>L<sub>S</sub> [mm]</b>	<b>P<sub>S</sub> [bar]</b>	<b>Nome prova</b>
3	0	0	R 3 0 0 20220510 163105.csv
3	0	1.3	R 3 0 1.3 20220510 161844.csv
3	250	1.5	R 3 250 1.5 20220510 170741.csv
3	250	1.5	R 3 250 1.5 20220510 171653.csv
3	350	1.5	R 3 350 1.5 20220510 172034.csv
3	450	1.3	R 3 450 1.3 20220510 171113.csv
3	450	1.5	R 3 450 1.5 20220510 172315.csv
4.5	0	0	R 4.5 0 0 20220510 163450.csv
4.5	0	1.3	R 4.5 0 1.3 20220510 162121.csv
4.5	450	1	R 4.5 450 1 20220510 170258.csv
6	0	0	R 6 0 0 20220510 165718.csv
6	0	1.3	R 6 0 1.3 20220510 162753.csv

Tutte le prove contengono i dati provenienti dai sensori di tutto l'impianto e vengono registrate in modo da avere circa 1600 acquisizioni per ciascuna.

I dati sono memorizzati all'interno di ciascun file ".csv" nel seguente modo:

- La prima riga è rappresentata dall' "header" ovvero l'intestazione che presenta tutti i nomi abbreviati delle rispettive variabili campionate.  
L'ordine e i nomi sono riportati nella tabella.

Tabella 45. Variabili header del dataset

<b>N#</b>	<b>Nome variabile</b>	<b>Usata per nostre analisi</b>
1	PORTATA ARIA OUT	NO
2	PRESSIONE ACQUA INGRESSO	SI
3	PORTATA ARIA IN	SI
4	PORTATA ACQUA INGRESSO	SI
5	PRESSIONE EIETTORE	NO
6	PRESSIONE TUBO MISCELATORE	SI
7	PRESSIONE SERBATOIO	NO
8	LIVELLO SERBATOIO	NO
9	%Aria out	NO
10	%Acqua out	NO
11	%Pompa acqua in	SI
12	Setpoint Aria	Valori per regolazione del PID
13	Setpoint Acqua	
14	Setpoint Pompa	
15	Pid Pompa onoff	
16	Pid Aria onoff	
17	Pid Acqua onoff	
18	v man 1	
19	v man 2	
20	v man 3	

21	v_man_4	Valori di tipo on/off usati per analisi di scopi diversi dal nostro
22	v_man_5	
23	v_man_6	
24	v_man_7	
25	v_man_8	
26	v_man_9	
27	v_man_10	

Nelle reti non verrà caricato tutto il dataset, ma solo 7/8 prove (circa 13 mila acquisizioni) e tali dati verranno poi normalizzati e suddivisi in dati di “train” e di “test”.

Questo perché le restanti prove non utilizzate per l’addestramento della rete verranno poi utilizzate per andare a testare la rete e individuare eventuali overfitting.

## 4.2. Le 3 reti

Per la modellizzazione del nostro eiettore abbiamo costruito tre reti in codice Python con struttura analoga, che scambiano dati tra di loro e che realizzano un modello in cui, noti due parametri caratterizzanti l’eiettore stesso, si riesca a derivarne gli altri.

Infatti, partendo dalla percentuale di chiusura dell’elettrovalvola in ingresso e dalla pressione del tubo miscelatore, è possibile ottenere la pressione dell’acqua in ingresso, la portata dell’acqua in ingresso e la portata dell’aria in ingresso.

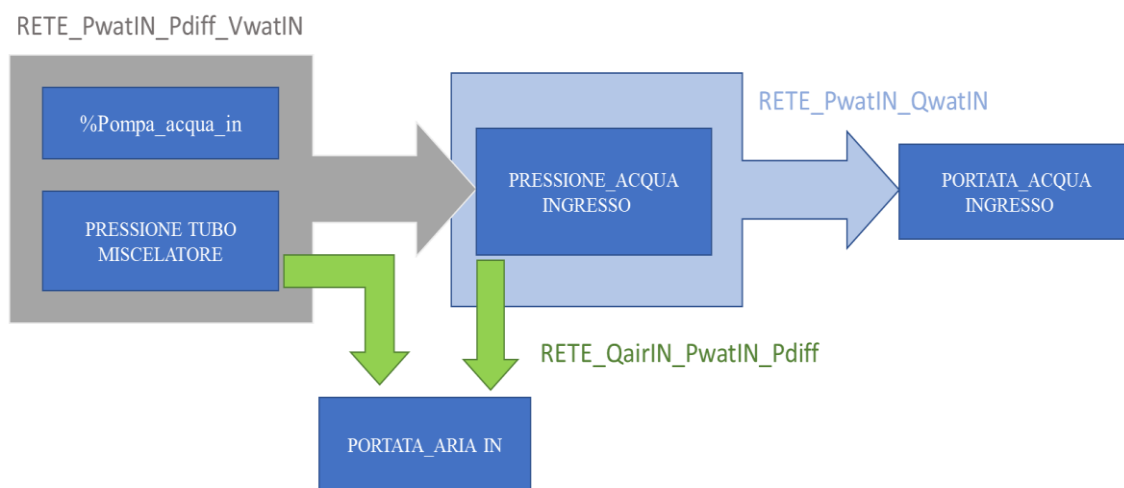


Figura 46. Schema Reti Neurali

### 4.2.1. RETE\_PwatIN\_Pdiff\_VwatIN

La prima rete, nominata RETE\_PwatIN\_Pdiff\_VwatIN (blocco grigio in Figura 46), prende in ingresso i valori della percentuale di chiusura dell’elettrovalvola e la pressione del tubo miscelatore.

pompa, il valore della pressione del diffusore (PRESSIONE\_TUBO MISCELATORE) e i valori di pressione dell'acqua in ingresso.

Questa azione viene realizzata inserendo nel codice della rete la funzione da noi sviluppata "CARICA\_DATI", la quale :

1. Attinge da una cartella le prove di interesse per l'addestramento;
2. Ne seleziona solo i dati specificati sopra;
3. Elimina l'header;
4. Inserisce una colonna che indica la prova dalla quale sono stati ottenuti;
5. Ne effettua una normalizzazione.

Tale normalizzazione si realizza con uno "scaler" costruito attraverso la funzione "MinMaxScaler()" presente nella libreria "sklearn.preprocessing".

I parametri per effettuare la normalizzazione vengono estratti dal programma dal file ".xlsx" attraverso il suo percorso e sono i seguenti:

Tabella 46. Parametri per normalizzazione

<b>Pwatin</b>	<b>Pdiff</b>	<b>%Ph</b>
0	0	0
10	10	100

Le 4 colonne di dati vengono quindi trasferite alla rete vera e propria la quale li divide nuovamente nelle matrici X e Y che corrispondono rispettivamente i valori noti da cui ottenere i valori stimati e i valori per effettuare un confronto con le previsioni.

I dati costituenti le matrici X e Y vengono poi divisi in due gruppi ciascuno: un gruppo per andare a eseguire il test e l'altro per il train della rete. La funzione usata è "train\_test\_split()" della libreria "sklearn.model\_selection" e prende in argomento diversi parametri. Quelli da noi settati sono:

- Array: sequenza di array indicizzabili con la stessa lunghezza/forma;
- Test\_size: se float, dovrebbe essere compreso tra 0,0 e 1,0 e rappresentare la proporzione del set di dati da includere nella suddivisione del test. Se è intero esso rappresenta il numero assoluto di campioni di prova. Se è definito come "None", il valore viene impostato sul complemento della dimensione del treno; se il train\_size non è esplicitamente indicato, verrà impostato su 0,25. Nel nostro caso è stato settato a 0.2;
- Random\_state: Controlla la mescolanza applicata ai dati prima di applicare la divisione. Nel codice implementato lo abbiamo impostato a 0. [35]

Successivamente viene costruito il regressore multistrato perceptron "MLP" sfruttando la funzione "MLPRegressor" della libreria "sklearn.neural\_network". Negli argomenti della funzione abbiamo impostato:

- `hidden_layer_sizes`: accetta come parametri delle tuple contenenti il numero di neuroni e il numero di livelli. Nel nostro caso abbiamo scelto di utilizzare 1 solo livello con 425 neuroni, pertanto abbiamo inserito “(425,)”;
- `learning_rate`: indica la tipologia di tasso di apprendimento per gli aggiornamenti dei pesi. Nel nostro caso è stato scelto un learning rate di tipo “constant” e pertanto la velocità di apprendimento sarà costante e dipendente dal parametro 'learning\_rate\_init';
- `batch_size`: dimensione dei minibatch per ottimizzatori stocastici. Lo abbiamo impostato a “(512)”. Questo parametro in realtà non viene considerato se si imposta come solver 'lbfgs';
- `random_state`: determina la generazione di numeri casuali per i pesi e l'inizializzazione del bias. Nel nostro caso è settato a 22;
- `activation`: la funzione di attivazione per il livello nascosto è stata impostata come “relu” (Rectified Linear Unit), funzione dell'unità lineare rettificata che restituisce  $f(x)=\max(0, x)$ ;
- `solver`: risolutore per l'ottimizzazione del peso. Dall'iperparametrizzazione è stato scelto di tipo 'lbfgs';
- `max_iter`: Numero massimo di iterazioni. Il risolutore itera fino alla convergenza o a questo numero di iterazioni. Abbiamo previsto un massimo di 5000 iterazioni.

Successivamente si addestra questo regressore sui parametri di “train” di X e Y (`X_train, y_train`) e si calcola lo score ottenuto dal fit di questi dati con il regressore. Lo score può assumere valori tra 0-1, con 1 che rappresenta il massimo della “aderenza” tra dati e regressore MLP.

Lo score ottenuto dalla nostra rete addestrata con le prove riportate di seguito è di circa 0.9531582730190441...

*Tabella 47. Prove per addestramento rete*

<b>Nome prove</b>						
R	3	250	1.5	20220510	170741.csv	
R	3	250	1.5	20220510	171653.csv	
R	3	250	1.5	20220510	170741.csv	
R	4.5	450	1	20220510	170258.csv	
R	6	0	0	20220510	165718.csv	
R	6	0	1.3	20220510	162753.csv	

Successivamente vengono estratte le matrici “`predictions_train_MLP`” e “`predictions_test_MLP`” andando a sfruttare il metodo “`predict`”, che va a “predire” tali valori fornendo in argomento, prima i dati “`X_train`” (ovvero i dati appartenenti alla matrice X già normalizzati e divisi da quelli di test) e poi i dati “`X_test`” (complementari a “`X_train`” rispetto ai dati di X normalizzati).



È possibile quindi andare a calcolare l'errore commesso da “MLP.predict” andando a valutare il Root Mean Squared Error (RMSE) ovvero la radice dell'errore quadratico medio tra i dati “y\_train” e “y\_test” rispetto alle rispettive previsioni “predictions\_train\_MLP” e “predictions\_test\_MLP”.

Inoltre, è possibile andare a valutare la linearità della relazione individuata dalla rete stessa applicando il metodo “score” sempre al regressore, ma valutando i dati “X\_train” rispetto a “y\_train”. In questo modo ci verrà restituito il valore R<sup>2</sup> che è tanto più prossimo a 1 quanto più il modello è ottimale.

I valori ottenuti per nostra rete sono:

Tabella 48. Valori indicativi della bontà della rete

Parametro	Valore	
Training Error:	0.02980628665837117	Valore normalizzato
Test Error:	0.028479809203872695	Valore normalizzato
R <sup>2</sup> returned by the MLP:	0.951062067083001	

In realtà per ottenere tali punteggi, i parametri settati nella funzione “MLPRegressor” devono essere ben studiati e per fare ciò generalmente viene utilizzata una griglia di ricerca.

La griglia di ricerca ci permette di andare a risolvere il problema della scelta ottimale di un iperparametro, sfruttando metriche di prestazione e la cross-validazione.

La griglia viene costruita importando dalla libreria “sklearn.model\_selection”, la funzione GridSearchCV(). In tale funzione vengono passati come argomenti il modello di regressione, un dizionario contenente tutti i parametri possibili impostabili, gli strati di cross-correlazione, il numero di operazioni da eseguire in contemporanea e i punteggi di allenamento.

```
{'activation': ['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'], 'learning_rate': ['constant', 'invscaling', 'adaptive'], 'solver': ['lbfgs', 'sgd', 'adam']}
3-fold crossvalidation
Best Network is: {'activation': 'relu', 'learning_rate': 'constant', 'solver': 'lbfgs'}
```

Figura 47. Risultato iper-parametrizzazione

Successivamente abbiamo voluto applicare la nostra rete, così realizzata, a una delle prove su cui è stata addestrata.

Per fare questo abbiamo costruito una maschera che considerasse solo i dati normalizzati appartenenti alla stessa prova. Applicando a questo set di dati il metodo “predict”, è possibile ottenere i dati in previsione e calcolarne gli errori come nel caso precedente.

Prima di calcolare gli errori, andiamo a de-normalizzare il dataset, compiendo l'operazione inversa rispetto a quella descritta precedentemente per la normalizzazione.

In questo modo gli errori calcolati non saranno “normalizzati”, ma saranno quelli reali.

Andando a considerare la prova R\_3\_250\_1.5\_20220510\_171653.csv ed estraendone i dati “PRESSIONE\_TUBO MISCELATORE” e “%Pompa\_acqua\_in”, è possibile ottenere i dati di “PRESSIONE\_ACQUA\_INGRESSO”.

L'errore normalizzato commesso è di 0.04165413417493017 e se riportato in scala normale risulta di 0.41654134174930163 bar.

Nella Figura 48 sottostante vengono riportati gli andamenti della pressione dell'acqua: andamento monitorato empiricamente in rosso e dati previsti dalla rete in blu.

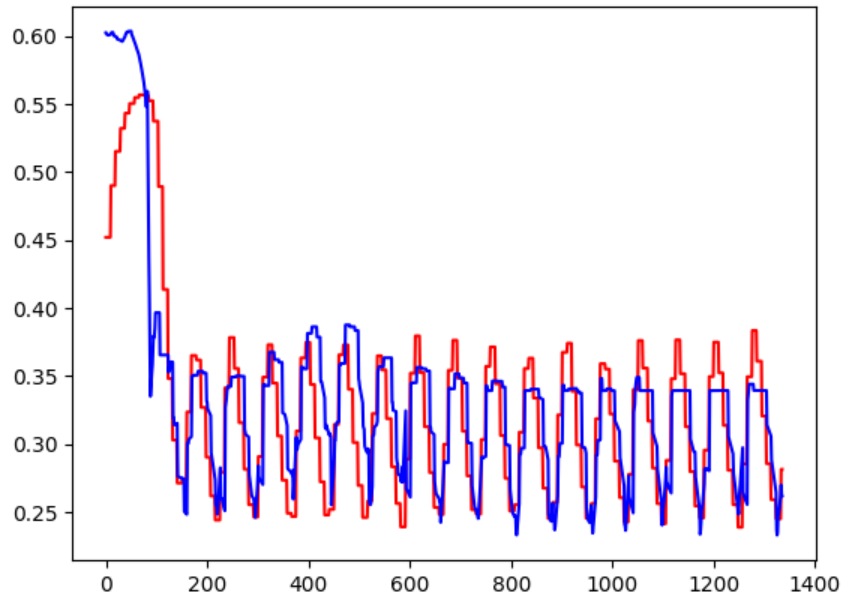


Figura 48. Andamento della pressione dell'acqua: comportamento ottenuto sperimentalmente in rosso , comportamento stimato dalla rete in blu – Prova R\_3\_250\_1.5\_20220510\_171653

Gli altri andamenti relativi alle altre prove sono riportati in appendice.

Successivamente è possibile passare alla rete i dati di interesse relativi a una qualsiasi prova del dataset originale. Questo passaggio è utile per poter analizzare il comportamento della rete di fronte a dati che non ha mai processato. Per fare ciò abbiamo implementato una funzione chiamata “CARICA\_PROVA” che prende in argomento la cartella dove sono contenute tutte le prove costituenti il dataset. Questo codice è analogo a quello per il caricamento del dataset (citato precedentemente) ma invece di usare un ciclo for per eseguire la lettura di tutte le prove, possiamo selezionarne solo una.

Caricando ad esempio la prova “R\_3\_450\_1.3\_20220510\_171113” possiamo vedere che l'errore normalizzato commesso dalla rete è sempre di 0.03932325361319749 e quindi l'errore effettivo sarà di 0.3932325361319749 bar.

L'andamento è riportato nell'immagine seguente: in rosso è rappresentato sempre il comportamento monitorato sperimentalmente e in blu quello predetto dalla rete. Ricordiamo che

questi sono dati che la rete non ha mai processato ma di cui riesce a riprodurre abbastanza fedelmente gli andamenti.

I grafici relativi a tutte le restanti prove sono riportati in appendice.

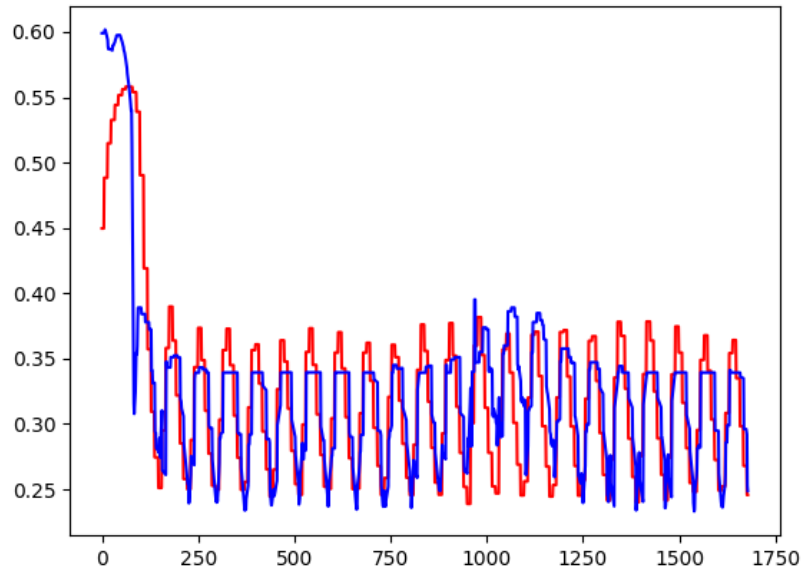


Figura 49. Andamento della pressione dell'acqua: comportamento ottenuto sperimentalmente in rosso, comportamento stimato dalla rete in blu - Prova R\_3\_450\_1.3\_20220510\_171113

Come ultimo passaggio, tutto il dataset completo con tutte le prove elencate in Tabella 43, vengono passate alla rete e processate in modo da ottenere tutti i dati stimati della pressione dell'acqua.

Questi dati vengono salvati su due file:

- 'scrivo\_PwattIN\_Qair\_Pdiff.csv', che contiene i dati stimati dalla rete relativi alla pressione dell'acqua e i dati originali della pressione del tubo miscelatore e della portata dell'aria (così come erano presenti nel dataset iniziale). Questi dati verranno poi letti dalla rete apposita che modella il passaggio successivo (rappresentato dalle frecce verdi nella Figura 46);
- 'scrivo\_PwattIN\_Qwatt.csv', che contiene i valori della pressione dell'acqua stimati da questa prima rete e i valori di portata dell'acqua, i quali saranno utili alla terza rete per realizzare la trasformazione indicata in celeste nella Figura 46.

I dati della pressione dell'acqua stimati dalla rete, alla quale viene passato tutto il dataset, vengono graficati e sono riportati nell'immagine seguente.

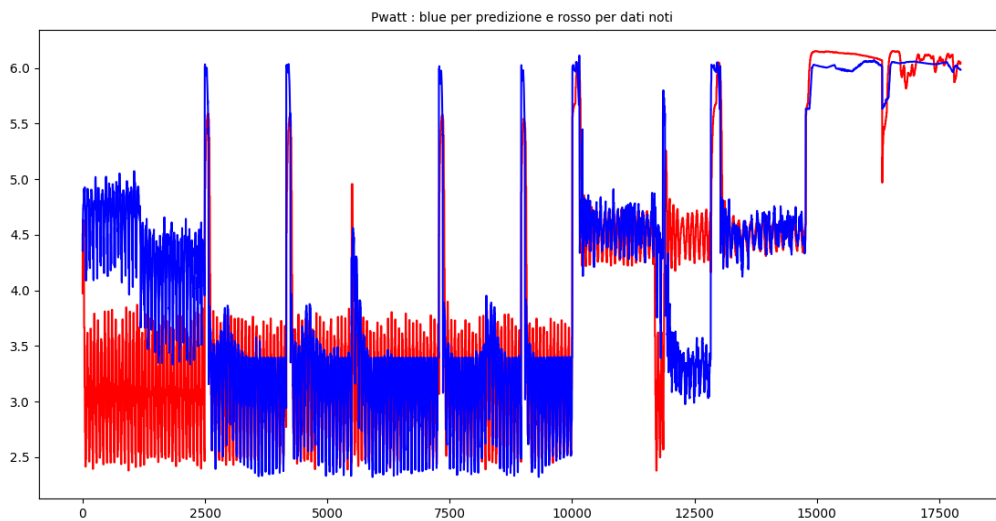


Figura 50. Andamento della pressione dell'acqua: in blu valori stimati, in rosso i dati da simulazione - dataset completo

#### 4.2.2. RETE\_QairIN\_PwatIN\_Pdiff

Questa rete va a realizzare il passaggio individuato dalle frecce verdi in Figura 46.

Come abbiamo già anticipato, la struttura di questa rete è analoga alla rete precedente. Per questo motivo come prima cosa deve essere caricato il dataset di addestramento, che comprende solo 8 delle 12 prove disponibili.

Il dataset viene caricato con l'ausilio di una funzione dedicata "CARICA\_DATI\_COPY". Questa funzione è analoga alla corrispettiva "CARICA\_DATI", ma è stata declinata per andare ad acquisire i dati di nostro interesse.

Infatti, per l'addestramento di questa rete sono necessari i dati della pressione dell'acqua, della pressione del tubo miscelatore e della portata dell'aria.

Il dataset per l'addestramento di questa prova è il seguente:

Tabella 49. Dataset di addestramento per RETE\_QairIN\_PwatIN\_Pdiff

Nome prova
R 3 0 0 20220510 163105.csv
R 3 0 1.3 20220510 161844.csv
R 3 250 1.5 20220510 171653.csv
R 3 450 1.3 20220510 171113.csv
R 4.5 0 0 20220510 163450.csv
R 4.5 450 1 20220510 170258.csv
R 6 0 0 20220510 165718.csv
R 6 0 1.3 20220510 162753.csv

Da queste abbiamo estratto solo le 3 colonne di interesse e abbiamo inserito una quarta colonna denominata “Test” che contenesse il riferimento alla prova dalla quale ciascun dato è stato attinto.

Abbiamo poi effettuato la normalizzazione rispetto a uno “scaler” costruito con la funzione `MinMaxScaler()` e i dati riportati di seguito:

Tabella 50. Parametri per normalizzazione

<b>QaIN</b>	<b>Pwatin</b>	<b>Pdiff</b>
0	0	0
100	10	10

Tale normalizzazione è utile per ridurre lo sforzo computazionale durante tutta l’operazione di addestramento e valutazione della rete.

I dati normalizzati vengono quindi passati alla rete e suddivisi anche in questo caso nelle matrici X e Y che poi verranno splittate in dati di test e di train in maniera analoga a quanto visto precedentemente.

Anche in questo caso, gli argomenti passati alla funzione “`train_test_split`” sono state le due matrici X e Y, il test size impostato a 0.30 e come random state imponiamo 0.

Si costruisce poi il regressore sempre con la funzione `MLPRegressor` in cui andiamo a settare i parametri:

```
MLP=MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(400,), random_state=22,activation='relu',
                  solver='lbfgs', max_iter=500).
```

Lo score ottenuto dalla rete che viene plottato a schermo è “MLP score: 0.9791840161133805”, valore migliore rispetto a quello ottenuto nella rete vista precedentemente.

Possiamo poi andare a ottenere le predizioni dei dati di “test” e di “train” attraverso il metodo “`.predict`” del regressore “MLP” e valutare i relativi errori commessi con le righe di codice :

- `train_error_MLP=np.sqrt(mse(y_train, predictions_train_MLP))`
- `test_error_MLP=np.sqrt(mse(y_test, predictions_test_MLP))`

dove `mse` è la funzione Numpy per il calcolo dell’errore quadratico medio. I valori ottenuti sono di 0.024694245699273358 per il training error e di 0.023651200538971972 per il test error.

Il valore di  $R^2$  invece è pari a 0.9775545563194231. Anche in questo caso il risultato è migliore rispetto a quello della rete precedentemente analizzata.

Anche per questa rete è stata sviluppata una griglia di ricerca per effettuare l’iperparametrizzazione la quale presentava le stesse caratteristiche della griglia valutata

precedentemente. La soluzione migliore rilevata dalla griglia è la stessa che poi abbiamo inserito nella funzione del regressore.

```
{'activation': ['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'], 'learning_rate': ['constant', 'invscaling', 'adaptive'], 'solver': ['lbfgs', 'sgd', 'adam']}  
3-fold crossvalidation  
Best Network is: {'activation': 'relu', 'learning_rate': 'constant', 'solver': 'lbfgs'}
```

Figura 51. Risultato iperparametrizzazione

Anche per questa rete è stato possibile vederne il comportamento nel caso in cui gli vengano forniti i dati relativi a una prova utilizzata in addestramento.

Passando ad esempio la prova R\_3\_0\_0\_20220510\_163105 abbiamo che l'errore commesso dalla rete nel calcolo è di 0.04114869107395888 nel caso normalizzato e 4.114869107395888 m<sup>3</sup>/h.

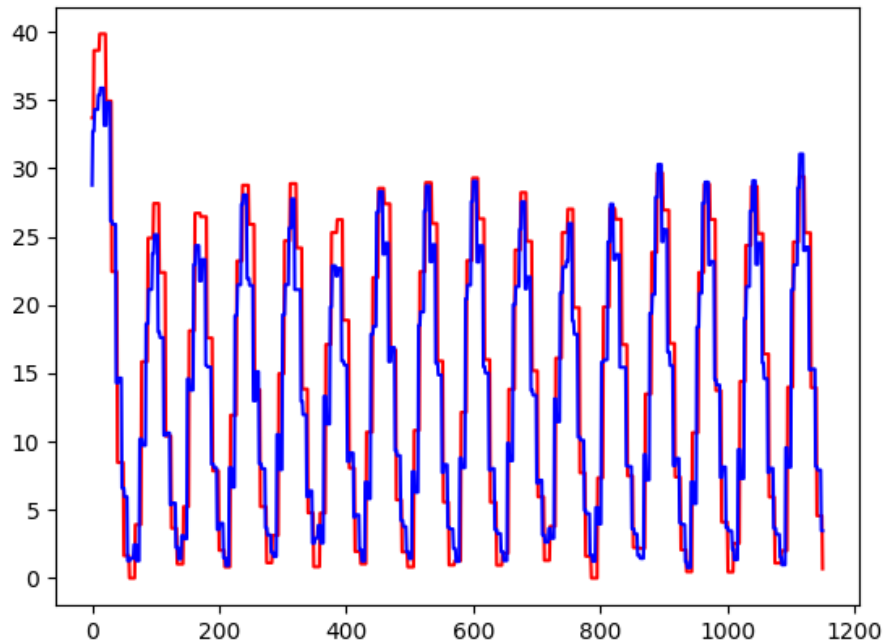


Figura 52. Andamento della prova R\_3\_0\_0\_20220510\_163105: in rosso andamento sperimentale e in blu i dati previsti dalla rete.

Possiamo poi caricare una prova qualsiasi dal dataset totale (tab. 43) richiamando la funzione specifica da noi implementata “CARICA\_PROVA\_1” implementata nel codice stesso. Anche in questa funzione i dati vengono normalizzati con le medesime procedure descritte precedentemente. Se andiamo a considerare la prova “R\_3\_250\_1.5\_20220510\_170741” ad esempio essa viene approssimata dalla rete commettendo solo un errore normalizzato di 0.028945546541183094 ovvero 2.894 m<sup>3</sup>/h. Ne riportiamo anche gli andamenti, in rosso quello ottenuto sperimentalmente e in blu quello previsto dalla rete.

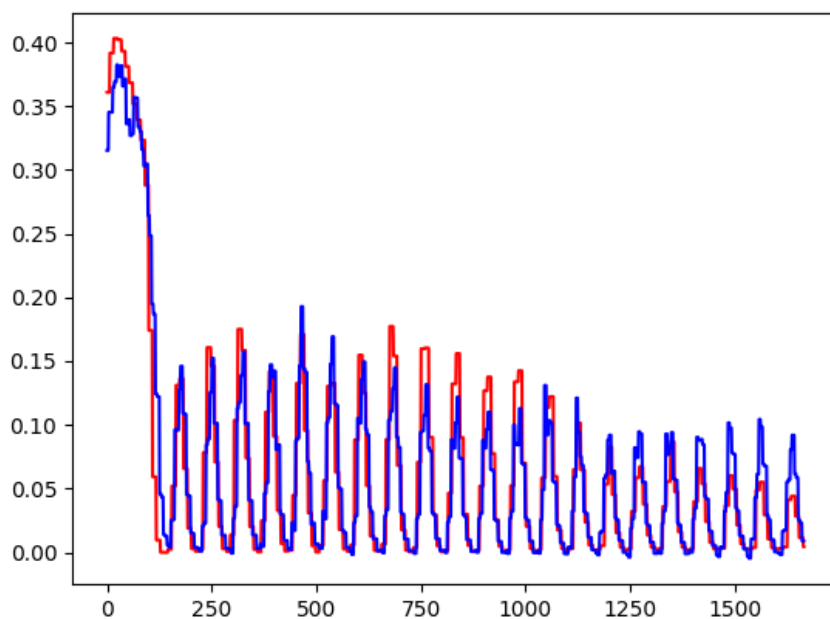


Figura 53. Andamento prova R\_3\_250\_1.5\_20220510\_170741 : in rosso andamento sperimentale e in blu i dati previsti dalla rete

Gli andamenti ottenuti processando i dati delle altre prove con la nostra rete sono riportati in Appendice.

Passando tutto il dataset disponibile alla rete possiamo vedere che il comportamento dell'eiettore viene ben rappresentato . L'errore commesso infatti è di 0.004831801380621968 normalizzato ovvero di circa 0.48 m<sup>3</sup>/h.

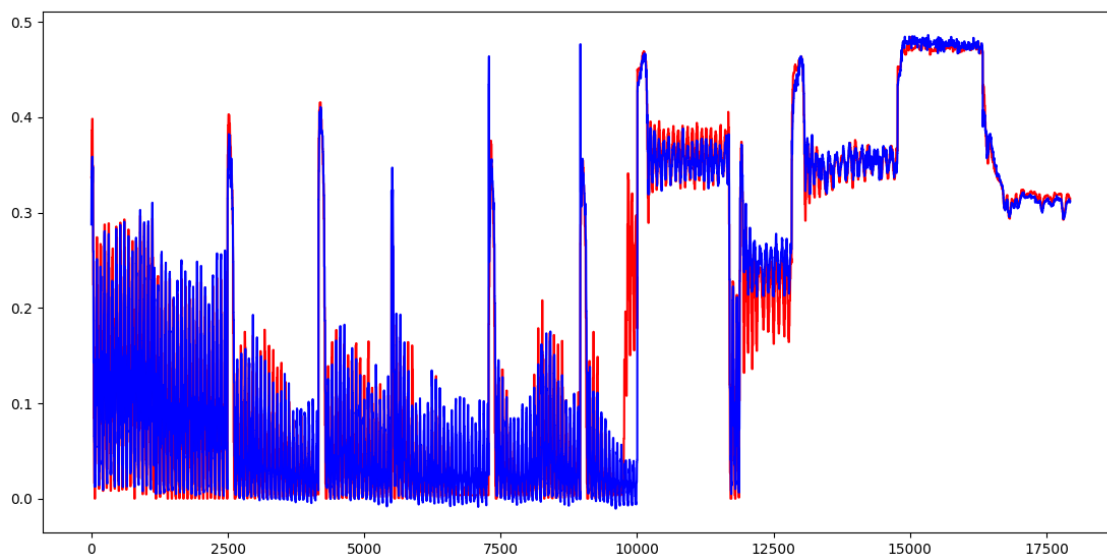


Figura 54. Dataset totale approssimato con la RETE\_QairIN\_PwatIN\_Pdiff : in rosso i dati sperimentali e in blu i dati di previsione .

Nell'ultima parte del codice realizzato ci permette di connettere la rete descritta precedentemente con questa rete. Infatti, viene caricato il file 'scrivo\_PwatIN\_Qair\_Pdiff.csv' il quale contiene i dati stimati della pressione dell'acqua in ingresso (stimati da "RETE\_PwatIN\_Pdiff\_VwatIN") e i dati della pressione del tubo miscelatore e della portata dell'aria trascritti direttamente dal dataset totale.

I dati relativi alla pressione del tubo miscelatore e della portata dell'aria verranno usati per ottenere le predizioni della portata dell'aria attraverso il metodo ".predict" della rete. Questi valori predetti verranno poi confrontati con i dati sperimentali: dal confronto emerge che l'errore quadratico medio normalizzato è pari a 0.10035080169843055 che riportato in scala normale risulta essere di 10.035080169843058 m<sup>3</sup>/h.

Questo risultato viene calcolato come media tra tutti gli errori ottenuti e anche risulta essere molto elevato, questo risultato è dovuto principalmente al fatto che la rete approssima qualche prova in maniera erronea.

Infatti, andando a visualizzare il grafico relativo ai dati sperimentali (rosso) e ai dati previsti (in blu) possiamo notare che si riscontrano particolari incoerenze in alcune "zone".

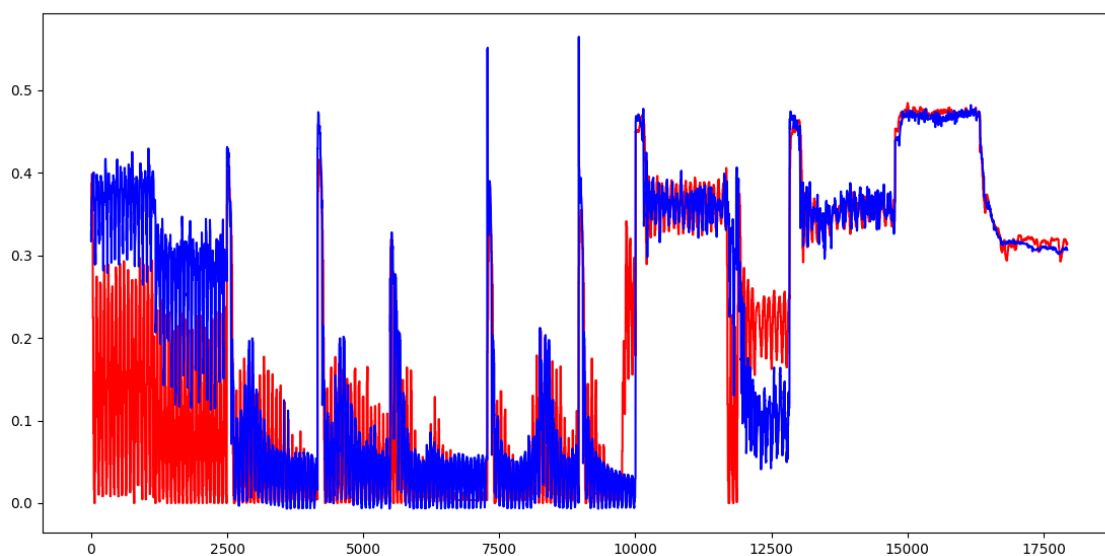


Figura 55. Andamento della portata dell'aria in ingresso: in blu valori stimati, in rosso i dati da simulazione - dataset completo

Queste zone sono le stesse che si presentavano come "anomale" anche nella rete precedente. Pertanto, questo errore è sicuramente derivato dalla prima rete e accentuato in parte dalla seconda.

Inoltre, possiamo ipotizzare che stimare il comportamento dell'eiettore, noti i dati relativi alle prove critiche, sia in generale particolarmente complesso con reti neurali con le impostazioni da noi realizzate.



### 4.2.3. Regressione lineare

Prima di illustrare il funzionamento della rete RETE\_PwatIN\_QwatIN abbiamo cercato di ricostruire il comportamento dell'eiettore per quanto riguarda la portata di acqua in ingresso attraverso una relazione lineare.

Poiché il valore della pressione e della portata sono strettamente correlati e in particolare tra loro sussiste una relazione lineare, abbiamo voluto analizzare tali parametri attraverso una regressione lineare.

La regressione lineare si utilizza in statistica per modellare una relazione lineare tra una variabile di risposta ed una o più regressori. In base al numero di questi ultimi, distinguiamo i modelli in:

- Modello di regressione lineare semplice: quando c'è un solo regressore. Si studia quindi la relazione tra due variabili
- Modello di regressione lineare multiplo: quando c'è più di un regressore. In questo caso, si studia invece l'effetto contemporaneo che le diverse  $x$  hanno sulla  $y$ .

Anche la regressione lineare può essere implementata come un algoritmo di machine learning, il quale restituisce in output un valore numerico reale.

Nel nostro caso, infatti, ci siamo avvalsi della libreria `sklearn.linear_model` dalla quale abbiamo importato l'apposita funzione `LinearRegression`.

La regressione lineare ai minimi quadrati da noi implementata (`regr_PwatIN_QwatIN`) è così realizzata:

- Prevede il caricamento delle prove riportate nella Tabella 51 sottostante;
- Suddivisione dei dati in due matrici :  $X$  e  $Y$  che contengono rispettivamente i dati della pressione dell'acqua e i dati della portata dell'acqua;
- La suddivisione in dati di train e dati di test con la funzione `train_test_split` della libreria `sklearn.model_selection` : in argomento sono stati passate le matrici  $X$  e  $Y$ , il test size di 0.3 e il random state di 22;
- La funzione di regressione lineare `LinearRegression()` a cui non sono stati passati argomenti e ha consentito di costruire il regressore lineare "l".

Tabella 51. Dataset di addestramento regressione lineare

Nome prova						
R	3	250	1.5	20220510	170741	
R	3	250	1.5	20220510	171653	
R	3	450	1.5	20220510	172315	
R	4.5	450	1	20220510	170258	
R	6	0	0	20220510	165718	
R	6	0	1.3	20220510	162753	

Lo score della regressione lineare ottenuto ha raggiunto il valore 0.9317798186237891, un buon risultato. L'errore calcolato con il metodo dei minimi quadrati è di 0.227051 e quindi il RMSE è di 0.476498688.

Andando a considerare invece una sola prova, come ad esempio la R\_3\_250\_1.5\_20220510\_170741, è possibile ottenere i seguenti valori:

Tabella 52. Valori ottenuti con il caricamento della prova R\_3\_250\_1.5\_20220510\_170741

MSE	0.437709
RMSE	0.661595798
R <sup>2</sup>	0.488568

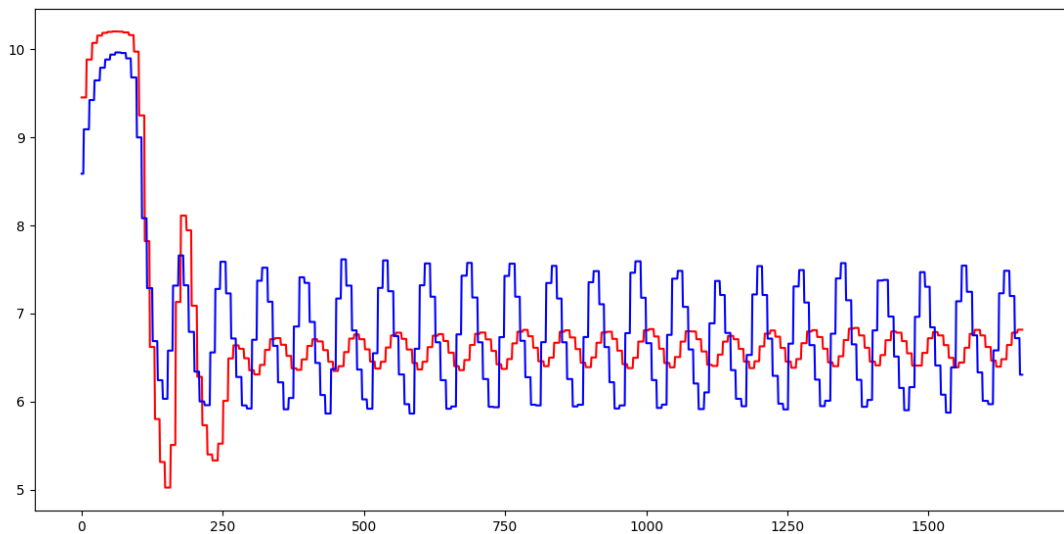


Figura 56. Andamento regressione lineare prova R\_3\_250\_1.5\_20220510\_170741: in blu le predizioni della regressione e in rosso i dati sperimentali dell'impianto

Tali valori sono possibili perché i dati di questa prova sono già stati processati dalla funzione di regressione lineare. Se invece passiamo alla rete dati completamente nuovi come quelli della prova R\_3\_0\_0\_20220510\_163105 si ottiene un valore di errore pari a 0,72385 con il metodo RMSE e un R2 di -0.498770. Il valore, infatti, può essere tanto più prossimo a -1 quanto più il modello non riesce a predire i valori della variabile dipendente.

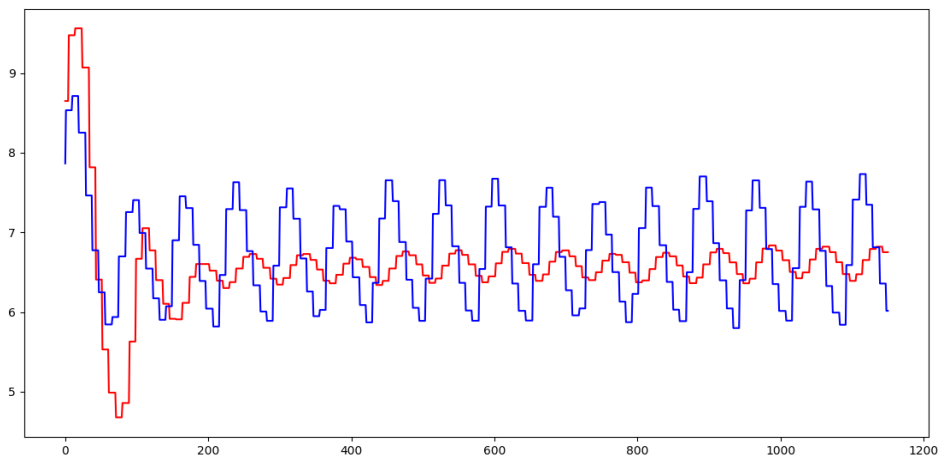


Figura 57. Andamento della portata dell'acqua con dati della prova R\_3\_0\_0\_20220510\_163105: in blu le predizioni della regressione e in rosso i dati sperimentali dell'impianto

Concludiamo pertanto che la regressione lineare così implementata non risulta essere ottimale. Per ovviare a questo problema e riuscire comunque a ottenere valori di portata dell'acqua in ingresso abbiamo implementato la rete seguente.

#### 4.2.4. RETE\_PwatIN\_QwatIN

Questa è l'ultima delle tre reti che andiamo ad analizzare. Come per le altre due appena descritte, la struttura è analoga: carichiamo il dataset di addestramento con la funzione specifica "calcola\_dopo" in cui vengono estratte 2 colonne relative alla pressione dell'acqua e la portata dell'acqua in ingresso dalle prove riportate nella Tabella 53.

Tabella 53. Dataset di addestramento per RETE\_PwatIN\_QwatIN

Nome prova
R 3 0 0 20220510 163105.csv
R 3 0 1.3 20220510 161844.csv
R 3 250 1.5 20220510 171653.csv
R 3 450 1.3 20220510 171113.csv
R 4.5 0 0 20220510 163450.csv
R 4.5 450 1 20220510 170258.csv
R 6 0 0 20220510 165718.csv
R 6 0 1.3 20220510 162753.csv

La normalizzazione viene effettuata attraverso la costruzione dello "scaler" attraverso i parametri riportati in Tabella 54.

Tabella 54. Parametri per normalizzazione

PhIn	QwatIn
0	0
10	100

Anche qui i dati di interesse vengono caricati, normalizzati, divisi tra dati della matrice X da predire e dati della matrice Y utili per il confronto con i dati predetti; successivamente avviene la divisione in dati di “test” e dati di “train” di entrambe le matrici e la costruzione del regressore :

*MLP= MLPRegressor(hidden\_layer\_sizes=(345), random\_state=22, activation='relu',  
solver='adam', learning\_rate='constant', max\_iter=5000)*

Come possiamo osservare la funzione utilizzata è la medesima e cambiano solo alcuni valori delle variabili all’interno: ad esempio in questo caso il numero di neuroni e di livelli è (345,).

Inoltre, il solver 'adam' si riferisce a un ottimizzatore stocastico basato su gradiente proposto da Kingma, Diederik e Jimmy Ba. [34]

Lo score della rete, gli errori in addestramento e il coefficiente R<sup>2</sup> sono pari a :

*Tabella 55. Score, Test & Training error, R<sup>2</sup> - RETE\_PwatIN\_QwatIN*

<b>MLP score:</b>	0.9659255247520457	
<b>Training Error:</b>	0.0031985136527358875	Normalizzati
<b>Test Error:</b>	0.0031541559432438078	Normalizzati
<b>R<sup>2</sup> returned by the MLP:</b>	0.9659112448986841	

Tali valori sono stati ottenuti grazie a una iperparametrizzazione (realizzata con griglia di valutazione) che ha dato come risultato i seguenti parametri che sono stati poi inseriti all’interno della funzione del regressore.

```
{'activation': ['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu'], 'learning_rate': ['constant', 'invscaling', 'adaptive'], 'solver': ['lbfgs', 'sgd', 'adam']}
3-fold crossvalidation
Best Network is: {'activation': 'relu', 'learning_rate': 'constant', 'solver': 'adam'}
```

*Figura 58. Risultato della iperparametrizzazione*

Passiamo dunque alla nostra rete addestrata, una delle prove di addestramento per verificare i valori che ci restituisce e confrontarli con i valori campionati. Passando ad esempio la prova R\_6\_0\_1.3\_20220510\_162753.csv possiamo vedere come la rete riesca a replicare il movimento, ma compiendo un errore normalizzato pari a 0.0010924911463176348 corrispondente a 0.10924911463176348 m<sup>3</sup>/h.

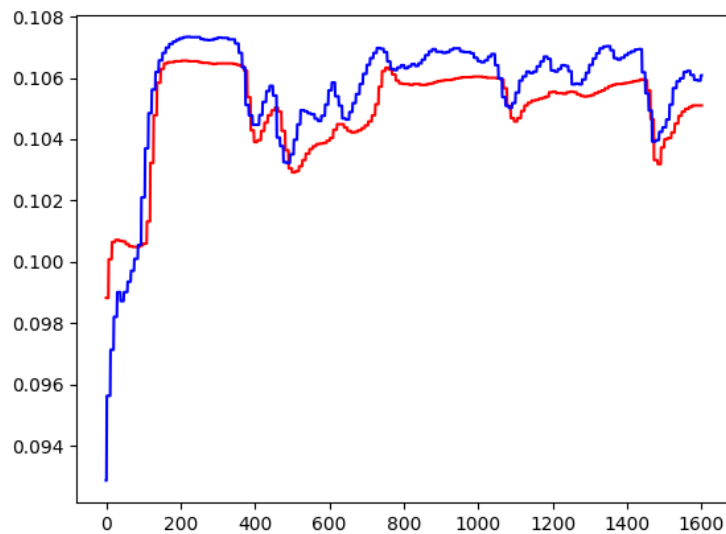


Figura 59. Prova R\_6\_0\_1.3\_20220510\_162753.csv: in rosso i dati campionati e in blu quelli stimati

Prendendo invece i dati relativi a una prova esterna al dataset di addestramento, la rete va ad approssimare la portata dell'aria compiendo un errore di 0.0036461699206295464 ovvero 0.36461699206295464 m<sup>3</sup>/h.

Questo è il caso in cui i dati della pressione del tubo miscelatore sono estratti dalla prova R\_3\_250\_1.5\_20220510\_170741.csv. L'andamento è il seguente.

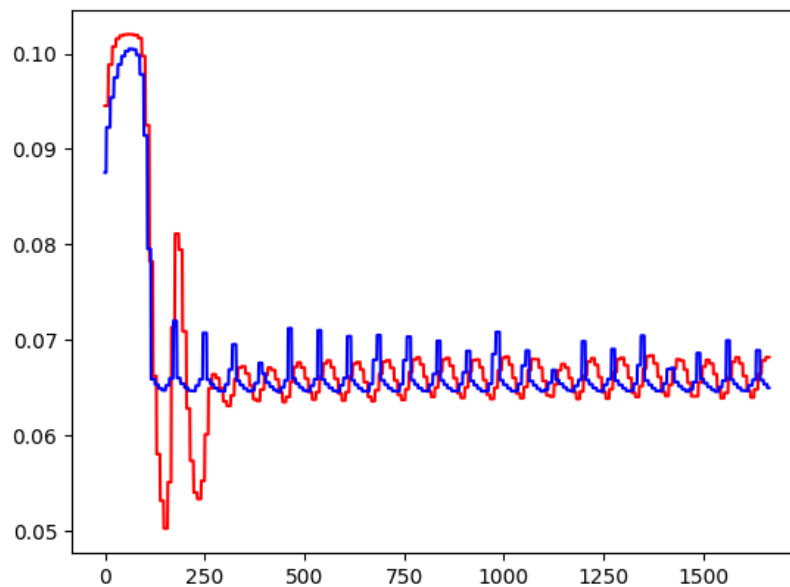


Figura 60. Prova R\_3\_250\_1.5\_20220510\_170741.csv: in rosso i dati campionati e in blu quelli stimati

Utilizzando tutti i dati provenienti dal dataset completo possiamo vederne gli andamenti nelle immagini successivii.

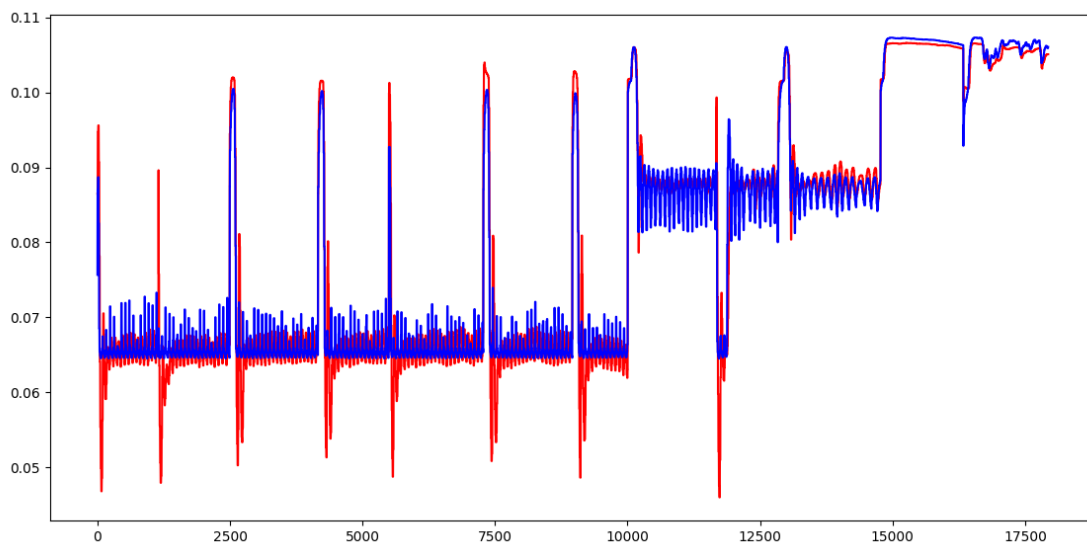


Figura 61. Dataset totale approssimato con la *RETE\_PwatIN\_QwatIN*: in rosso i dati sperimentali e in blu i dati di previsione

L'errore quadratico medio calcolato su circa 17 mila dati è di 0.0036461699206295464 ovvero  $0.36461699206295464 \text{ m}^3/\text{h}$ .

Caricando nella rete i dati provenienti dal file 'scrivo\_PwattIN\_Qwatt.csv', in cui sono contenuti i file processati dalla prima rete, l'analisi effettuata dalla rete peggiora.

Come nel caso della rete realizzata per il calcolo della portata dell'aria, questi errori sono dovuti in parte ad erronee approssimazioni della rete iniziale (*RETE\_PwatIN\_Pdiff\_VwatIN*) e in parte dovute alle imprecisioni di quest'ultima rete.

L'errore quadratico medio commesso, pertanto, su tutto il dataset è di 0.010247835242613535, valore normalizzato, corrispondente a  $1.0247835242613537 \text{ m}^3/\text{h}$ .

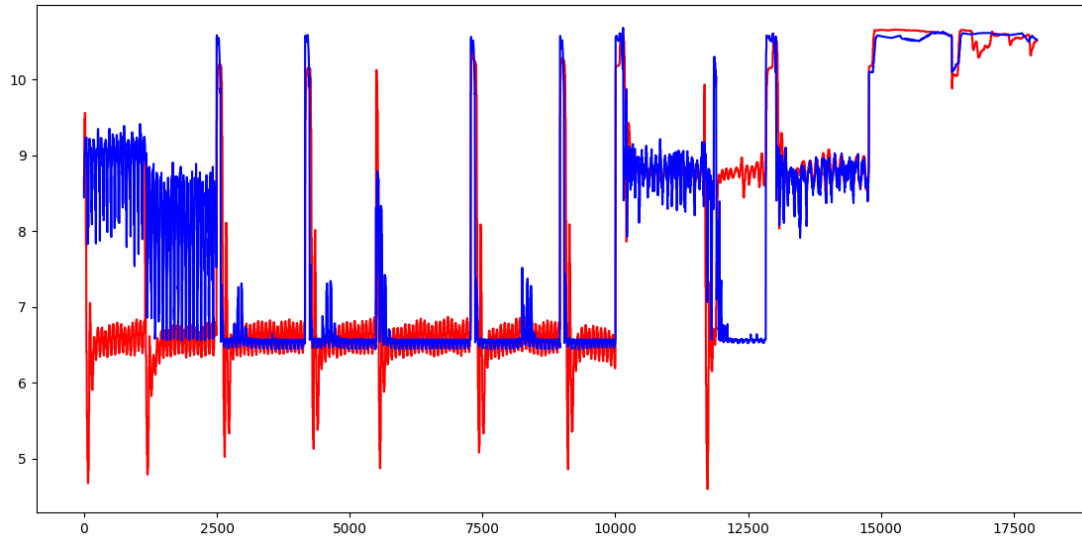


Figura 62. Andamento della portata dell'acqua in ingresso: in blu valori stimati, in rosso i dati da simulazione-dataset completo

Le restanti prove sono riportate in appendice.

Di seguito uno schema che evidenzia le connessioni e le zone del dataset completo in cui l'errore dovuto ad una approssimazione imprecisa della prima rete, determina errori significativi nelle reti successive.

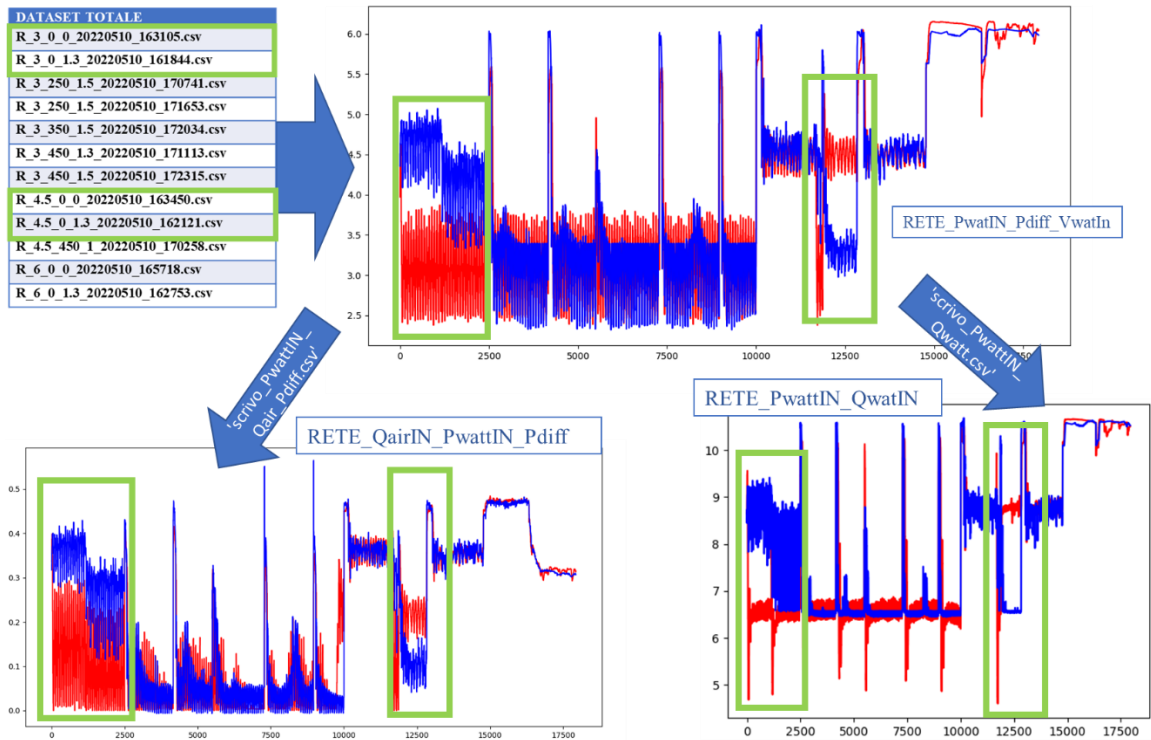


Figura 63. Schema propagazione dell'errore

Analizzando gli errori, inoltre, abbiamo riscontrato che i problemi maggiori si hanno quando o uno dei PID non è in funzione.

In particolare, alcuni dati ottenuti potrebbero essere compromessi dalla dinamica che coinvolge il serbatoio. Infatti, quando il livello dell'acqua nel serbatoio non raggiunge il battente, parte dell'aria potrebbe defluire dal canale di uscita dell'acqua stessa piuttosto che dal tubo in cui è presente l'elettrovalvola appositamente settata. Questo determinerebbe un'erronea stima delle portate e delle pressioni.

Si determina pertanto una difficoltà nell'addestramento delle reti.



## 5. Conclusioni e sviluppi futuri

Il lavoro aveva come scopo quello di modellare il comportamento dell'eiettore costruendo un Digital Twin simulation based, realizzato con reti neurali addestrate con i dati ottenuti dall'impianto stesso.

Nel settore Oil&Gas questa metodologia di modellizzazione non è ancora di uso comune, ma riteniamo possa essere un metodo molto intelligente soprattutto per la tipologia di analisi che ci permette poi di effettuare: analisi off line e/o da remoto, controllo in tempo reale, valutazioni "to be", simulazioni, attività di reporting, analisi di scenario, estrazioni di dati utili e sempre aggiornati dall'impianto, ecc...

L'impianto di nostro interesse è costituito da diversi componenti, ma l'elemento centrale è rappresentato dall'eiettore: dispositivo senza parti in movimento, molto semplice a livello costruttivo, ma regolato da leggi matematiche piuttosto complesse.

Il Digital Twin da noi implementato si concentra pertanto su questo elemento: l'eiettore.

È possibile sviluppare i Digital Twin di tutti i componenti fondamentali, come ad esempio il serbatoio, in modo che integrandoli si possa ottenere un DT di tutto l'impianto.

Il Digital Twin, implementato con l'utilizzo di reti neurali, ci permette di addestrare il nostro modello sulla base dei dati ottenuti dall'impianto senza dover conoscere necessariamente le equazioni matematiche o la fisica dietro al nostro impianto.

Per questo possiamo affermare che il nostro DT di tipo simulation based si adatta perfettamente ai nostri scopi.

Per quanto riguarda i risultati ottenuti, possiamo dire che può essere migliorato e ampliato.

L'utilizzo di reti di tipo multi-layers perceptron (MLP) sono una buona scelta per questo tipo di applicazioni, sebbene presentino delle criticità dovute ai numerosi parametri settabili al loro interno e alla grande capacità di calcolo richiesta.

Pertanto, si potrebbe pensare in futuro di costruire un DT simulation based basato su reti neurali, ma di diverso tipo: Tensorflow e Scikit-learn sono librerie appartenenti al mondo del machine learning, ma possono interagire con tipologie di dati diversi o con librerie diverse.

Il miglioramento, che nel nostro caso va ricercato, è relativo all'addestramento della prima rete (RETE\_PwatIN\_Pdiff\_VwatIN), la quale restituisce lo score più basso tra le tre reti.

Per fare questo, si potrebbe ampliare e variare il dataset in modo da acquisire o più prove che manifestino il problema della fuga dell'aria nella zona del canale dell'acqua quando il livello del serbatoio non raggiunge il battente, in modo da fornire più informazioni in fase di addestramento.

Un'altra alternativa è quella di sviluppare un digital twin del serbatoio che interagisca e scambi informazioni con il DT dell'eiettore, in modo tale da avere più informazioni provenienti dalla zona a valle di questo dispositivo.

Come ultima opzione è possibile anche inserire nuovi sensori nel canale di uscita dell'acqua per capire se e quanta aria passa in tale tubazione quando l'acqua non supera il battente.

Per quanto riguarda la stima dei valori della portata dell'aria, possiamo notare come la rete sviluppata restituisca dei risultati piuttosto buoni.

Per il calcolo della portata dell'acqua, invece, sottolineiamo che, nonostante esista una relazione lineare tra variabile indipendente (pressione dell'acqua) e variabile dipendente (portata dell'acqua), la regressione lineare sviluppata non riesce a individuarla in modo ottimale; al contrario la rete sviluppata per il medesimo scopo raggiunge un ottimo risultato.

## Bibliografia

- [1] E. Rilby, “Dynamic Simulations of an Oil and Gas Well Stream,” 2016.
- [2] N. R. Heloin, E. Haarklou, P. Thiabaud, G. Jalby, and T. Schiefloe, “Peregrino FPSO - Operation Challenges Overcome by the Use of Dynamic Simulation from Studies to Training,” *OTC Brasil*. p. OTC-24329-MS, Oct. 29, 2013. doi: 10.4043/24329-MS.
- [3] A. Willersrud, L. Imsland, S. O. Hauger, and P. Kittilsen, “Short-term production optimization of offshore oil and gas production using nonlinear model predictive control,” *J Process Control*, vol. 23, no. 2, pp. 215–223, 2013, doi: 10.1016/j.jprocont.2012.08.005.
- [4] D. J. Trica, “Dynamic modeling of a topside process plant with modified black-oil approach,” *J Pet Sci Eng*, vol. 212, p. 110316, May 2022, doi: 10.1016/J.PETROL.2022.110316.
- [5] M. A. C. R. Silveira, “CONTROLLO DI UN PROCESSO DI TRATTAMENTO DELL’OLIO PRIMARIO,” 2006.
- [6] M. B. Stange, “Integrated Model Based Control of Topside Process and Production Wells,” no. June, 2007.
- [7] S. S. Neto and A. R. Secchi, “Nonlinear Model Predictive Controller Applied to an Offshore Oil and Gas Production Facility,” *OTC Brasil*. p. D021S016R005, Oct. 24, 2017. doi: 10.4043/28027-MS.
- [8] B. Foss, B. R. Knudsen, and B. Grimstad, “Petroleum production optimization – A static or dynamic problem?,” *Comput Chem Eng*, vol. 114, pp. 245–253, 2018, doi: 10.1016/j.compchemeng.2017.10.009.
- [9] C. H. P. Ribeiro, S. C. Miyoshi, A. R. Secchi, and A. Bhaya, “Model Predictive Control with quality requirements on petroleum production platforms,” *J Pet Sci Eng*, vol. 137, pp. 10–21, Jan. 2016, doi: 10.1016/J.PETROL.2015.11.004.
- [10] “Approssimazione con percettroni multistrato altamente configurabili.”  
<https://computationalmindset.com/it/reti-neurali/approssimazione-con-percettroni-multistrato-altamente-configurabili.html>

- [11] F. Tao, B. Xiao, Q. Qi, J. Cheng, and P. Ji, “Digital twin modeling,” *J Manuf Syst*, vol. 64, pp. 372–389, Jul. 2022, doi: 10.1016/J.JMSY.2022.06.015.
- [12] “ISO 23247-1:2021(en), Sistemi di automazione e integrazione — Quadro del gemello digitale per la produzione — Parte 1: Panoramica e principi generali.”  
<https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:23247:-1:ed-1:v1:en>
- [13] “Funzionamento e applicazioni degli eiettori - ASV Shop.”  
<https://www.asvshop.com/industria-chimica/funzionamento-e-applicazioni-degli-eiettori/>
- [14] D. di E.-Univ. di Ancona, “STUDIO DI EIETTORI BIFASE PER L’INDUSTRIA PETROLIFERA.”
- [15] “Appendice - STUDIO DI EIETTORI BIFASE PER L’INDUSTRIA PETROLIFERA.”
- [16] I. Solutions, “Valvole di regolazione S p i r a - t r o l”.
- [17] P. Transducer, “Model 280E/C280E - Setra datasheet,” pp. 263–264.
- [18] P. S. Services, “Pressione assoluta e relativa Cerabar PMP51 Trasmettitore di pressione digitale con gas , vapore o liquidi”.
- [19] “RevolutionPi.”
- [20] “Overview RevPi Core - Industrial Raspberry Pi.”  
<https://revolutionpi.com/tutorials/overview-revpi-core/>
- [21] “Panoramica Modulo IO analogico RevPi - Industrial Raspberry Pi.”  
<https://revolutionpi.com/tutorials/overview-aio/>
- [22] “How to Configure Analog Input - Industrial Raspberry Pi.”  
<https://revolutionpi.com/tutorials/overview-aio/analog-input-configuration/>
- [23] “WebSocket | Canale di comunicazione Web in tempo reale - IONOS.”  
<https://www.ionos.it/digitalguide/siti-web/programmazione-del-sito-web/che-cose-websocket/>
- [24] “Come configurare l’uscita analogica - Raspberry Pi industriale.”  
<https://revolutionpi.com/tutorials/overview-aio/analog-output-configuration/>

- [25] “Sensori e Trasduttori - Appunti Macchine elettriche,” pp. 1–48.
- [26] “Taratura e calibrazione : cosa sono e perché sono importanti.” <https://www.sinergica-soluzioni.it/blog/taratura-e-calibrazione-cosa-sono-e-perche-sono-importanti-n94>
- [27] “Doebelin, Strumenti e Metodi Di Misura - MCGRAW-HILL - Ed 2008(Programma Gasparetto) - [PDF Document].” <https://fdocumenti.com/document/doebelin-strumenti-e-metodi-di-misura-mcgraw-hill-ed-2008programma-gasparetto.html?page=4>
- [28] “Regressione lineare e metodo dei minimi quadrati.”  
<https://www.edutecnica.it/calcolo/reg/reg.htm>
- [29] “Coefficiente di determinazione R quadro - Paola Pozzolo.”  
<https://paolapozzolo.it/coefficiente-determinazione-r-quadro/>
- [30] P. Mehta *et al.*, “A high-bias, low-variance introduction to Machine Learning for physicists,” *Phys Rep*, vol. 810, pp. 1–124, May 2019, doi: 10.1016/j.physrep.2019.03.001.
- [31] WillardJared, JiaXiaowei, XuShaoming, SteinbachMichael, and KumarVipin, “Integrating Scientific Knowledge with Machine Learning for Engineering and Environmental Systems,” *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Jul. 2020, doi: 10.1145/3514228.
- [32] “In cosa consiste il Machine Learning? | Oracle Italia.”  
<https://www.oracle.com/it/artificial-intelligence/machine-learning/what-is-machine-learning/>
- [33] Sebastian. Raschka, *Machine learning con Python : costruire algoritmi per generare conoscenza*. 2016.
- [34] “sklearn.neural\_network.MLPRegressor — scikit-learn 1.1.2 documentazione.”  
[https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural\\_network.MLPRegressor.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neural_network.MLPRegressor.html)
- [35] “sklearn.model\_selection.train\_test\_split — scikit-learn 1.1.2 documentazione.”  
[https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model\\_selection.train\\_test\\_split.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.model_selection.train_test_split.html)

## Appendice

Tabella 56. Coefficienti eiettore

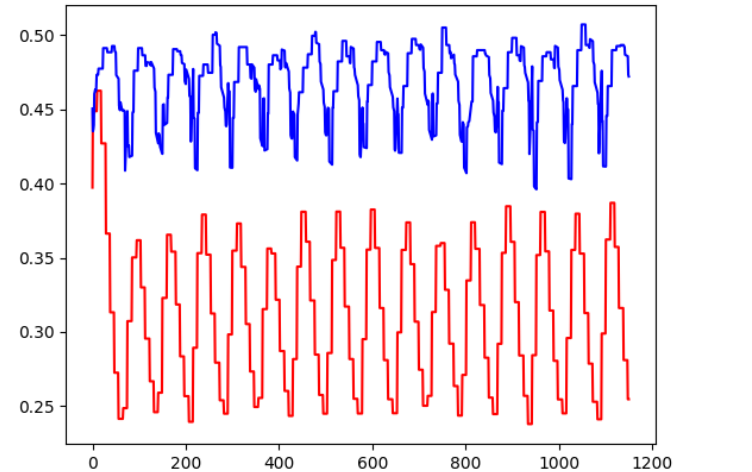
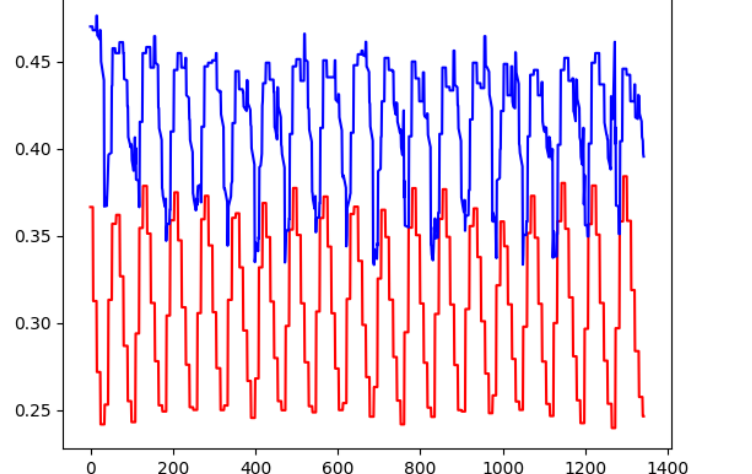
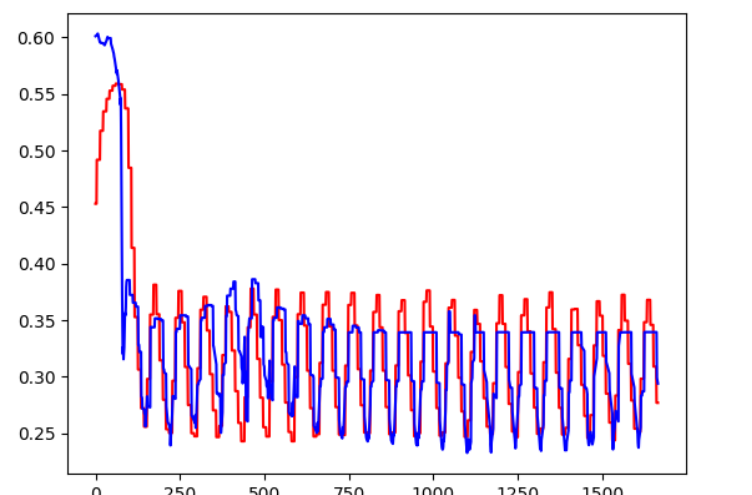
a	Rapporto tra le sezioni del diffusore $A_t/A_1$
b	Rapporto tra le sezioni del nozzle e del mixing $A_n/A_t$
K	Coefficiente di perdita per attrito
P	Pressione del fluido [Mpa]
Q	Portata del fluido [ $m^3/s$ ]
V	Velocità del fluido [m/s]
$\rho$	Densità del fluido [ $kg/m^3$ ]
$\Phi$	Rapporto tra le portate volumetriche del fluido aspirato e del fluido motore (*)
$\Upsilon$	Rapporto tra le densità dei fluidi aspirato e motore nella sezione <b>o</b> della macchina (**)
$\Phi_0$	$Q_{2o} / Q_1$
$\Phi_t$	$Q_{2t} / Q_1$
$\Phi_s$	$Q_{2s} / Q_{1o}$
$\Phi_{eq}$	$\Upsilon \Phi_0$
	<b><math>\Phi_o = (Q_{L2} + Q_{G2o})/Q_1</math> nei modelli LB-LLE e LB-LGE ;</b>
	<b><math>\Phi_o = (Q_{L2} + Q_{G2o})/(Q_{L1} + Q_{G1o})</math> modelli BB-LLE e BB-LGE</b>
	<b><math>\Phi_t = (Q_{L2} + Q_{G2t})/Q_1</math> nel modello LB - LGE</b>
	<b><math>\Phi_t = (Q_{L2} + Q_{G2t}) / (Q_{L1} + Q_{G1t})</math> nel modello BB - LGE</b>
$\Upsilon$	$\rho_{2o} / \rho_1$
$\Upsilon_{eq}$	$\rho_{L2} / \rho_1$
	$\gamma = [\alpha_2 \rho_{G2} + (1 - \alpha_2) \rho_{L2}] / [\rho_1]$ modello LB-LLE e LB-LGE
	$\gamma = [\alpha_2 \rho_{G2} + (1 - \alpha_2) \rho_{L2}] / [\rho_1]$ modello LB-LLE e LB-LGE
	$\gamma = [\alpha_2 \rho_{G2} + (1 - \alpha_2) \rho_{L2}] / [\alpha_1 \rho_{G1} + (1 - \alpha_1) \rho_{L1}]$ mod. BB-LLE
$\alpha$	Grado di vuoto = rapporto tra la portata volumetrica di gas e portata volumetrica totale nella sezione <b>o</b> della macchina
$\alpha_1$	$\alpha_1 = Q_{G1o} / (Q_{G1o} + Q_{L1})$ grado di vuoto nel drive
$\alpha_2$	$\alpha_2 = Q_{G2o} / (Q_{G2o} + Q_{L2})$ grado di vuoto nella suction
$\eta$	Rendimento macchina eiettore
$\eta'$	Rendimento sistema di pompaggio miscele bifase
$\eta''$	Rendimento sistema di pompaggio fase gassosa
<b>INDICI</b>	
<b>1</b>	Fluido motore
<b>2</b>	Fluido aspirato
<b>3</b>	Miscela di fluidi motore e aspirato

<b>d</b>	Sezione di adduzione del fluido motore – drive
<b>n</b>	Sezione di efflusso del fluido motore
<b>o</b>	Sezione di ingresso del tubo miscelatore
<b>t</b>	Sezione di uscita del tubo miscelatore
<b>l</b>	Sezione finale del diffusore – line
<b>s</b>	Sezione di adduzione del fluido aspirato - suction
<b>nz</b>	Nozzle
<b>di</b>	Diffusore
<b>th</b>	Tubo miscelatore (throat)
<b>en</b>	Entrata cassa di aspirazione

Tabella 57. Prove di addestramento delle reti

	Nome prova	Pwatt_Pdiff_VwatIN	QairIN_PwattIN_Pdiff PwattIN_QwatIN
1	R 3 0 0 20220510 163105.csv	NO	SI
2	R 3 0 1.3 20220510 161844.csv	NO	SI
3	R 3 250 1.5 20220510 170741.csv	SI	NO
4	R 3 250 1.5 20220510 171653.csv	SI	SI
5	R 3 350 1.5 20220510 172034.csv	NO	NO
6	R 3 450 1.3 20220510 171113.csv	NO	SI
7	R 3 450 1.5 20220510 172315.csv	SI	NO
8	R 4.5 0 0 20220510 163450.csv	NO	SI
9	R 4.5 0 1.3 20220510 162121.csv	NO	NO
10	R 4.5 450 1 20220510 170258.csv	SI	SI
11	R 6 0 0 20220510 165718.csv	SI	SI
12	R 6 0 1.3 20220510 162753.csv	SI	SI

Tabella 58. Grafici ed errori dei dati di ciascuna prova processati con la rete RETE\_Pwatt\_Pdiff\_VwattIN

<p><b>Grafico pressione dell'acqua in ingresso: in blu predizioni della rete e in rosso dati sperimentali</b></p>	<p><b>Nome prova</b></p>	<p><b>Errore effettivo [bar]</b></p>
	<p>R_3_0_0_20220510_163105</p>	<p>1.64</p>
	<p>R_3_0_1.3_20220510_161844</p>	<p>1.17</p>
	<p>R_3_250_1.5_20220510_170741</p>	<p>0.38</p>

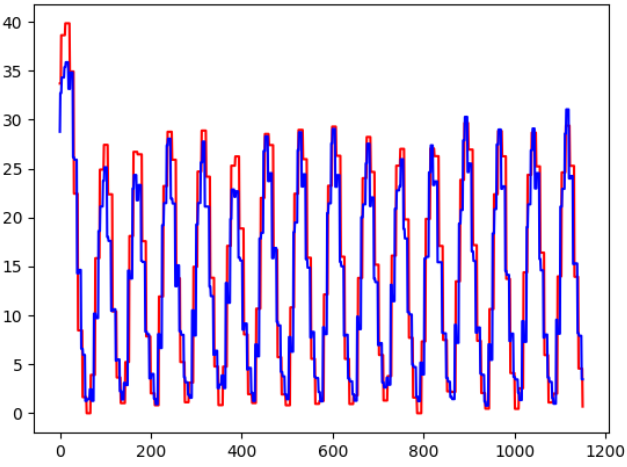
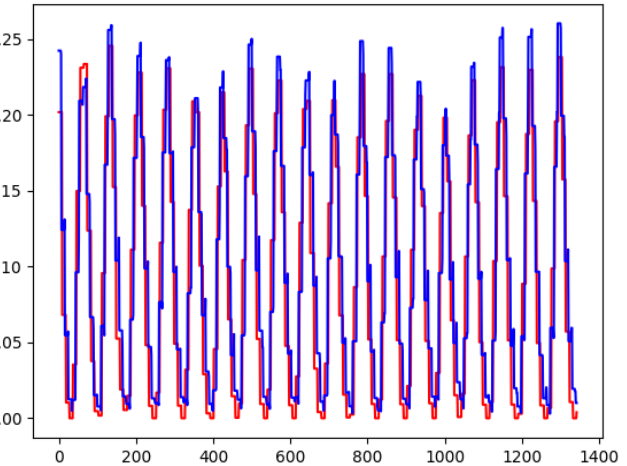


	<p>R_3_250_1.5_20220510_1 71653</p>	<p>0.4165</p>
	<p>R_3_350_1.5_20220510_1 72034</p>	<p>0.377</p>
	<p>R_3_450_1.3_20220510_1 71113</p>	<p>0.393</p>

	<p>R_3_450_1.5_20220510_1 72315</p>	<p>0.396</p>
	<p>R_4.5_0_0_20220510_163 450</p>	<p>0.248</p>
	<p>R_4.5_0_1.3_20220510_16 2121</p>	<p>1.250</p>

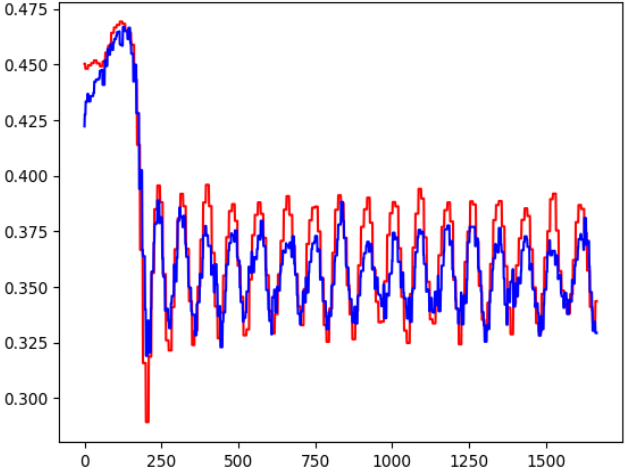
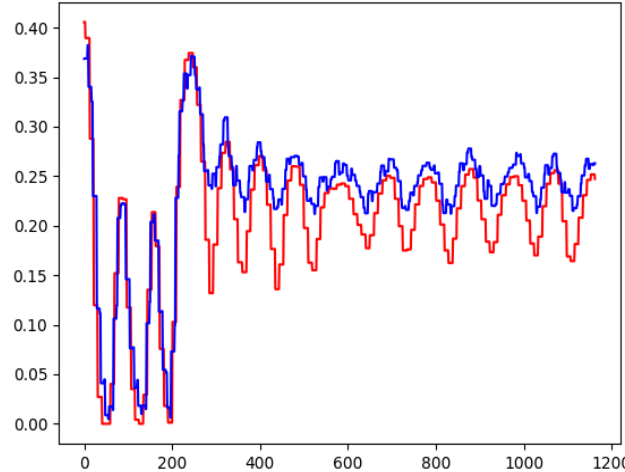
	<p>R_4.5_450_1_20220510_1 70258</p>	<p>0.243</p>
	<p>R_6_0_0_20220510_16571 8</p>	<p>0.128</p>
	<p>R_6_0_1.3_20220510_162 753</p>	<p>0.111</p>

Tabella 59. Grafici ed errori dei dati di ciascuna prova processati con la rete RETE\_QairIN\_PwatIN\_Pdiff

<b>Grafico pressione dell'acqua in ingresso:</b> in blu predizioni della rete e in rosso dati sperimentali	<b>Nome prova</b>	<b>Errore effettivo [m<sup>3</sup>/h]</b>
	R_3_0_0_20220510_163105	4.115
	R_3_0_1.3_20220510_161844	3.44

	<p>R_3_250_1.5_20220510_1 70741</p>	<p>2.894</p>
	<p>R_3_250_1.5_20220510_1 71653</p>	<p>2.788</p>
	<p>R_3_350_1.5_20220510_1 72034</p>	<p>3.413</p>

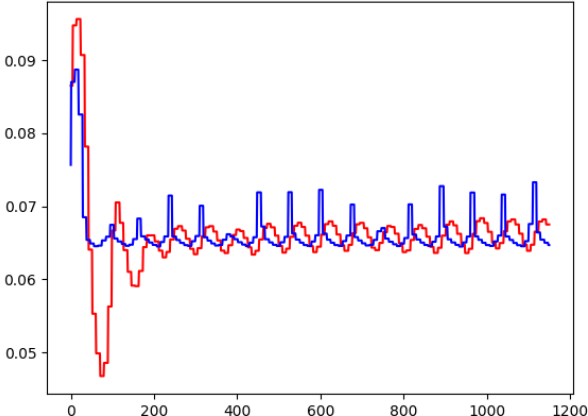
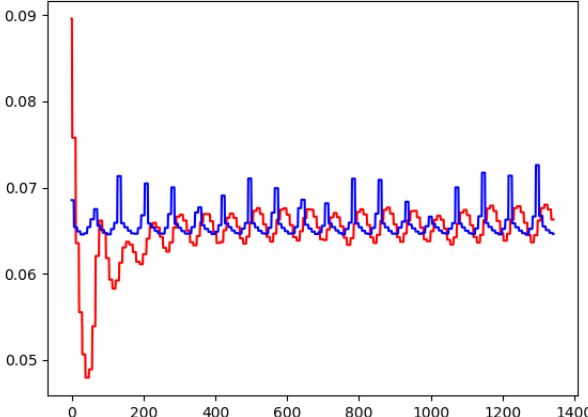
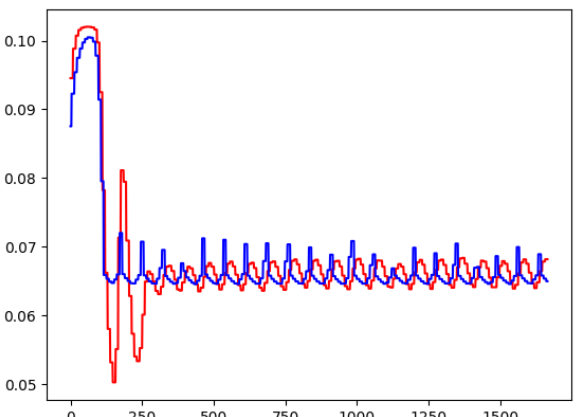
	<p>R_3_450_1.3_20220510_1 71113</p>	<p>3.430</p>
	<p>R_3_450_1.5_20220510_1 72315</p>	<p>11.25</p>

	<p>R_4.5_0_0_20220510_163 450</p>	<p>1.338</p>
	<p>R_4.5_0_1.3_20220510_16 2121</p>	<p>3.845</p>

	<p>R_4.5_450_1_20220510_1 70258</p>	<p>1.265</p>
	<p>R_6_0_0_20220510_16571 8</p>	<p>0.623</p>
	<p>R_6_0_1.3_20220510_162 753</p>	<p>0.668</p>



Tabella 60. Grafici ed errori dei dati di ciascuna prova processati con la rete RETE\_PwatIN\_QwatIN

<p><b>Grafico pressione dell'acqua in ingresso:</b> in blu predizioni della rete e in rosso dati sperimentali</p>	<p><b>Nome prova</b></p>	<p><b>Errore effettivo [m<sup>3</sup>/h]</b></p>
	<p>R_3_0_0_20220510_163105</p>	<p>0.459</p>
	<p>R_3_0_1.3_20220510_161844</p>	<p>0.400</p>
	<p>R_3_250_1.5_20220510_170741</p>	<p>0.387</p>

	<p>R_3_250_1.5_20220510_171653</p>	<p>0.4148</p>
	<p>R_3_350_1.5_20220510_172034</p>	<p>0.380</p>
	<p>R_3_450_1.3_20220510_171113</p>	<p>0.414</p>

	<p>R_3_450_1.5_20220510_172315</p>	<p>0.459</p>
	<p>R_4.5_0_0_20220510_163450</p>	<p>0.309</p>
	<p>R_4.5_0_1.3_20220510_162121</p>	<p>0.592</p>

	<p>R_4.5_450_1_20220510_170258</p>	<p>0.207</p>
	<p>R_6_0_0_20220510_165718</p>	<p>0.065</p>
	<p>R_6_0_1.3_20220510_162753</p>	<p>0.109</p>