



Agenzia nazionale per le nuove tecnologie,
l'energia e lo sviluppo economico sostenibile



MINISTERO DELLO SVILUPPO ECONOMICO



Ricerca di Sistema elettrico

LA1.6: Individuazione di leggi di controllo avanzate

E. Pasta, M. Bonfanti, G. Bracco, G. Mattiazzo

Report RdS/PTR(2019)/168

LA1.6: Individuazione di leggi di controllo avanzate

E. Pasta, M. Bonfanti, G. Bracco, G. Mattiazzo

Aprile 2020

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - I annualità

Obiettivo: *Tecnologie*

Progetto: 1.8 Energia elettrica dal mare

Work package: WP1 – Energia elettrica dal mare

Linea di attività: LA1.6: Individuazione di leggi di controllo avanzate

Responsabile del Progetto: Gianmaria Sannino ENEA

Responsabile del Work package: Gianmaria Sannino ENEA

Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di collaborazione "*Piano triennale di realizzazione 2019-2021 della ricerca di sistema elettrico nazionale*"

Responsabile scientifico ENEA: Gianmaria Sannino

Responsabile scientifico Politecnico di Torino: Giuliana Mattiazzo

Indice

SOMMARIO.....	4
1 INTRODUZIONE.....	5
2 ANALISI DEL MODELLO	6
2.1 EQUAZIONE DI CUMMINS PER IL MODELLO IDRODINAMICO	7
2.1.1 <i>Equazione di Cummins nel dominio delle frequenze</i>	7
2.1.2 <i>Equazione di Cummins nel dominio del tempo</i>	7
2.2 EQUAZIONI DINAMICHE DEL PENDOLO	8
2.3 MODELLO COMPLETO DI PEWEC.....	9
2.4 MODELLO SEMPLIFICATO DI PEWEC.....	9
3 SISTEMA DI CONTROLLO: STATO DELL'ARTE	11
4 TUBE-BASED ROBUST MODEL PREDICTIVE CONTROL (TRMPC)	12
4.1 MODEL PREDICTIVE CONTROL (MPC) CLASSICO.....	13
4.1.1 <i>Controllo MPC di PeWEC e tuning dei parametri peso</i>	14
4.2 CONCETTO DI TUBO	15
4.3 VANTAGGI DELLA STRATEGIA TRMPC	16
5 STRATEGIA DI CONTROLLO DATA-DRIVEN	17
5.1 STRATEGIA DI CONTROLLO PROPOSTA	17
5.2 DEFINIZIONE DELLA STRUTTURA DEL METAMODELLO.....	18
5.2.1 <i>Alberi di regressione</i>	19
5.2.2 <i>Reti neurali</i>	20
5.3 DEFINIZIONE DELL'ALGORITMO DI OTTIMIZZAZIONE	21
5.4 DEFINIZIONE DELLA STRATEGIA DI APPRENDIMENTO	22
6 CONCLUSIONI.....	25
7 BIBLIOGRAFIA.....	26
8 APPENDICE	27

Sommario

Nel presente documento sono presentate le due soluzioni proposte alla problematica relativa allo sviluppo di sistemi di controllo avanzati per la tecnologia PeWEC. La sua struttura può essere così riassunta:

1. Definizione del modello matematico del sistema PeWEC oggetto di studio e dello stato dell'arte relativo al suo sistema di controllo.
2. Analisi della soluzione per il controllo di tipo model-based: Tube-based Robust Model Predictive Control.
3. Analisi della soluzione per il controllo di tipo data-driven: Controllo per Apprendimento.

Nella prima parte relativa al modello di PeWEC, oltre ad analizzarne il funzionamento e i principi fisici su cui si basa, è stato presentato anche un modello semplificato del sistema, sulla base di cui, in una prima fase, verranno basati e testati i sistemi di controllo qui proposti.

Il sistema di controllo di tipo model-based proposto è il TRMPC (Tube-based Robust Model Predictive Control). Per questo controllore sono state analizzate brevemente le basi teoriche e mostrati i vantaggi che questo tipo di scelta apporterebbe in termini di produttività e robustezza. Sono stati presentati inoltre i parametri da regolare in fase di progetto per ottenere un controllo ottimale ed una strategia per raggiungere una configurazione che soddisfi le necessità date dal sistema che deve essere controllato (massimizzazione della potenza estratta, rispetto dei vincoli fisici, robustezza ad incertezze e disturbi).

Per quanto riguarda il sistema di controllo di tipo data-driven, nel presente documento è presentata la soluzione proposta, basata sul concetto di apprendimento. La strategia di controllo presentata è stata analizzata in ogni suo aspetto e le criticità tipiche dei controllori basati su dati reali sono state affrontate. È stato inoltre mostrato un possibile processo di sviluppo della strategia di apprendimento, evidenziando i metodi matematici necessari per l'ottenimento di una soluzione ottimale. Sono stati mostrati infine i vantaggi caratteristici di questa soluzione (adattabilità ai cambiamenti del sistema nel corso del tempo, capacità di massimizzare la potenza indipendentemente da modelli teorici del sistema).

1 Introduzione

Nel contesto dell'energia dal moto delle onde del mare, una delle maggiori problematiche riguarda il sistema di controllo del sistema di produzione energetica (PTO). I convertitori di energia come PeWEC infatti sono posti in un ambiente (quello marino) ricco di sollecitazioni e caratterizzato da cambiamenti continui e repentini. Per questi motivi, la strategia di controllo deve provvedere a adattare l'azione del sistema alle condizioni di mare in cui esso è posto, permettendo continuamente una condizione di estrazione ottimale in cui l'energia assorbita è massimizzata.

Nell'ambito dei sistemi di controllo una grossa distinzione può essere presentata considerando l'utilizzo di un modello dell'impianto nella fase di sviluppo del controllore o di calcolo della sua azione di controllo.

La prima categoria, dei sistemi chiamati *model-based*, è composta da sistemi di controllo che si avvalgono di un modello del sistema nella fase di regolazione dei parametri di controllo offline attraverso simulazioni, e dai controllori che invece utilizzano un modello per il calcolo diretto dell'azione di controllo ottima svolto online. Il vantaggio di questo tipo di strategia è la possibilità di effettuare un processo di tuning del controllore offline, e, per questo motivo, di avvalersi di un controllore ottimo sin dal primo istante di operatività dell'impianto. Lo svantaggio tuttavia è l'influenza che le incertezze sul modello hanno sull'azione di controllo. Per questo motivo, diverse strategie sono adottate per assicurare la robustezza del controllore. Un esempio di controllo di questa categoria è il *model predictive control* (MPC), in cui l'azione è ottimizzata anche sulla base del comportamento futuro del sistema da controllare, previsto per mezzo di un modello del sistema.

La seconda categoria invece è costituita dai sistemi di controllo *model-free*, in cui la legge, o direttamente l'azione di controllo, vengono sviluppate soltanto sulla base di dati proveniente dal sistema reale. Qualora il sistema di controllo model-free debba svilupparsi online, parte della strategia di controllo è adibita ad attuare una adeguata strategia di apprendimento. Il vantaggio dei sistemi di questa categoria è l'indipendenza da un modello e dalle relative incertezze. Tuttavia, soprattutto in fase iniziale, l'azione di controllo sarà mirata all'apprendimento del funzionamento e della produttività del sistema piuttosto che alla massimizzazione dell'energia prodotta. Tra gli esempi di sistemi di controllo model-free è possibile trovare il controllo per *reinforcement learning*.

2 Analisi del modello

Il PeWEC (Pendulum Wave Energy Converter) è un impianto galleggiante di conversione di energia da moto ondoso di tipo offshore. Esso è composto da uno scafo galleggiante ancorato al fondale marino, con al suo interno un pendolo, solidale alla struttura e libero di muoversi con un asse di rotazione parallelo all'asse di beccheggio dello scafo (Pozzi, 2018). In questo tipo di dispositivo, la conversione di energia avviene attraverso lo smorzamento delle oscillazioni del pendolo per mezzo del sistema di Power Take Off (PTO). Nella figura 1 è presentata una rappresentazione bidimensionale dell'impianto.

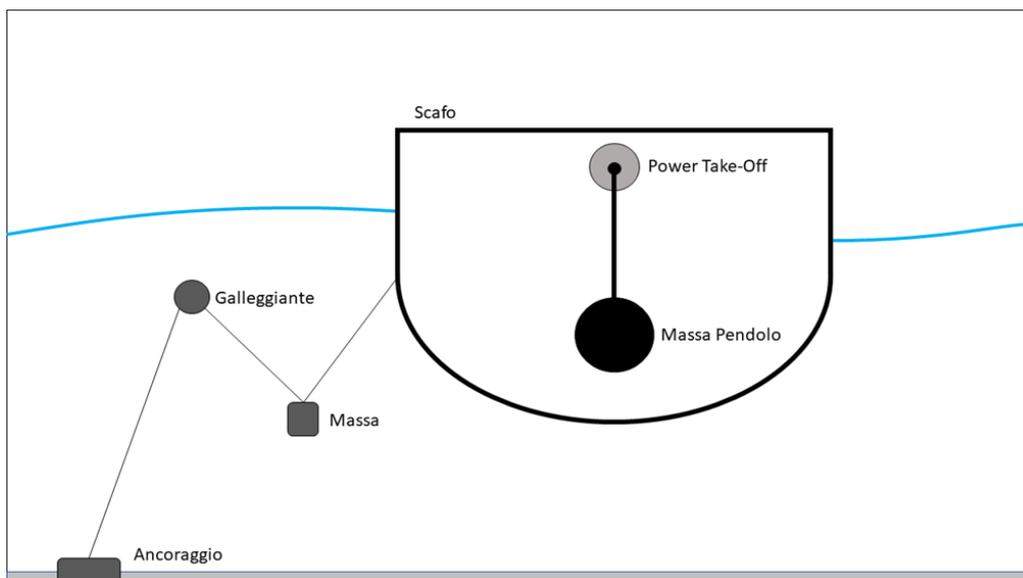


Figura 1 - Rappresentazione 2-D dell'impianto PeWEC.

Andando ad osservare le Figure 1 e 2, è possibile comprendere il principio di funzionamento di PeWEC. Allo stato iniziale, il pendolo si trova, come in Figura 1, in uno stato di quiete in posizione verticale. Una volta che l'onda incide sull'impianto, lo scafo inizia a muoversi secondo i movimenti di traslazione di sussulto ed abbrivio (asse longitudinale X e asse verticale Z), e di rotazione di beccheggio (asse Y). Questa oscillazione dello scafo induce il movimento del pendolo, essendo quest'ultimo dotato di cerniera solidale allo scafo stesso (Figura 2).

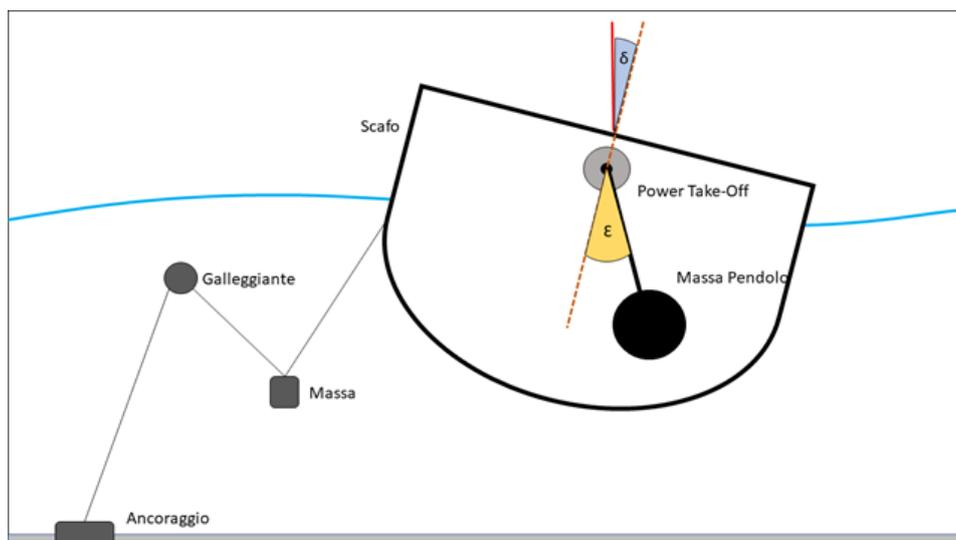


Figura 2 - Rappresentazione 2-D dell'impianto PeWEC, principio di funzionamento.

Come si può notare dalla figura precedente, il pendolo ruota di un angolo ϵ diverso da quello di beccheggio δ dello scafo. Nel processo di conversione svolto dal PTO, il moto relativo ϵ tra pendolo e scafo viene convertito in energia elettrica.

Una volta realizzato, il sistema reale sarà dotato di sette gradi di libertà, di cui sei riferiti ai movimenti di traslazione e rotazione dello scafo, ed uno dato dal movimento di rotazione attorno al proprio fulcro del pendolo. Tuttavia, per semplicità di analisi e di calcolo, in questo lavoro si è deciso di considerare nella modellazione del sistema soltanto i gradi di libertà di traslazione dello scafo lungo l'asse longitudinale X e l'asse verticale Z, quello di beccheggio e quello di rotazione del pendolo, trascurando i contributi dati dagli altri gradi di libertà.

2.1 Equazione di Cummins per il modello idrodinamico

Nella creazione di un modello che descriva il comportamento del PeWEC è necessario essere in grado di modellizzare l'interazione tra lo scafo e le onde. Per fare ciò, la soluzione che è comunemente attuata nell'ambito del wave energy è data dall'utilizzo dell'equazione di Cummins (W. Cummins 1962), capace di descrivere, con un costo computazionale accettabile, il comportamento dei carichi idrostatici agenti sullo scafo e il moto dello stesso a seguito delle forze date dalle onde. È importante sottolineare il fatto che questa relazione è da considerarsi valida con un buon livello di confidenza sotto l'assunzione di movimenti oscillatori a piccola ampiezza. Questa assunzione verrà superata nelle sezioni successive attraverso l'utilizzo di un termine viscoso capace di descrivere le non-linearità idrodinamiche.

Questa equazione può essere presentata nel dominio delle frequenze e nel dominio del tempo.

2.1.1 Equazione di Cummins nel dominio delle frequenze

Il moto di un corpo rigido galleggiante nei suoi 6 gradi di libertà può essere descritto, nel dominio delle frequenze dalla seguente equazione.

$$[\mathbf{M} + \mathbf{A}(\omega)]\ddot{\mathbf{X}} + \mathbf{B}(\omega)\dot{\mathbf{X}} + \mathbf{K}\mathbf{X} = \mathbf{F}_w(\omega)$$

(1.1)

In questa equazione, M rappresenta la matrice di massa (calcolabile conoscendo le caratteristiche fisiche del dispositivo PeWEC), $A(\omega)$ rappresenta la matrice massa aggiunta che considera le accelerazioni del liquido che circonda lo scafo, $B(\omega)$ rappresenta il termine di smorzamento dipendente dalle forze di radiazione dovute alle onde generate dal moto dello scafo, K è la matrice di rigidità idrostatica (non dipendente dalla frequenza) ed $F_w(\omega)$ è il vettore contenente le forzanti armoniche derivanti dalle onde. Il vettore degli stati X contiene le tre traslazioni del corpo galleggiante lungo l'asse x , y e z , e le rotazioni attorno agli stessi.

$$\mathbf{X} = \begin{matrix} \text{abbrivio} \\ \text{deriva} \\ \text{sussulto} \\ \text{rollio} \\ \text{beccheggio} \\ \text{imbardata} \end{matrix} = \begin{matrix} x \\ y \\ z \\ \text{rot}_x \\ \text{rot}_y \\ \text{rot}_z \end{matrix}$$

(1.2)

Gli elementi dell'equazione 1.1 dipendenti dalle frequenze sono calcolati attraverso un approccio basato sul metodo degli elementi finiti, con software come ANSYS AQWA o WAMIT.

2.1.2 Equazione di Cummins nel dominio del tempo

Per analizzare il comportamento nel dominio del tempo di un corpo rigido galleggiante (a cui, come supposto in precedenza, si può assimilare lo scafo di PeWEC), viene utilizzata l'equazione 1.3, ricavata da Ogilvie dall'equazione di Cummins.

$$[\mathbf{M} + \mathbf{A}(\infty)]\ddot{\mathbf{X}} + \int_0^t \mathbf{h}_r(t - \tau)\dot{\mathbf{X}}d\tau + \mathbf{K}\mathbf{X} = \mathbf{F}_w(t)$$

(1.3)

In questa forma, $A(\infty)$ rappresenta la massa aggiunta vista in precedenza e valutata ad una frequenza di oscillazione tendente ad infinito, mentre il termine $\mathbf{h}_r(t - \tau)$ rappresenta funzione di risposta ad impulso delle forze di radiazione.

2.2 Equazioni dinamiche del pendolo

Come visto nelle sezioni precedenti, il dispositivo PeWEC converte il moto ondoso attraverso l'oscillazione che questo genera su un pendolo. Questa oscillazione, infatti, viene frenata tramite l'ausilio del sistema PTO, motore sincrono di tipo brushless a magneti permanenti responsabile, con la sua azione, della conversione energetica.

Le equazioni che regolano la dinamica di questo sottosistema sono ricavabili con un approccio lagrangiano di analisi delle energie, come fatto da (Pozzi, 2018). L'equazione risultante da questa analisi, considerando il modello bidimensionale presentato nella sezione introduttiva, è la seguente.

$$\mathbf{M}_s \ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{F}_{gr} + \mathbf{F}_{cor} + \mathbf{F}_{PTO} = \mathbf{0} \quad (1.4)$$

In questa equazione $\mathbf{q} = [x_G, z_G, \delta, \varepsilon]^T$ rappresenta il vettore degli stati considerati dal modello bidimensionale, M_s la matrice di massa, F_{gr} il vettore delle forze dovute all'azione della forza di gravità, F_{cor} il vettore delle forze di Coriolis generate dal moto del centro di rotazione del pendolo, e F_{PTO} che rappresenta il vettore delle forze di controllo agenti sull'asse del PTO.

$$\mathbf{F}_{PTO} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ T_{PTO} \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

La coppia di controllo T_{PTO} è responsabile del processo di conversione e dipende dall'algoritmo di controllo adottato. La potenza assorbita è data dal prodotto scalare tra l'azione di controllo e la velocità di rotazione del PTO attorno al proprio asse.

$$P_{abs} = \mathbf{T}_{PTO} \cdot \dot{\varepsilon} \quad (1.8)$$

È possibile linearizzare i termini contenuti nella matrice di massa e nel vettore delle forze dovute ai contributi dell'azione gravitazionale. Questo processo di linearizzazione è fatto attorno alla posizione di quiete di pendolo e beccheggio ($\varepsilon=0$ e $\delta=0$), e porta la relazione 1.4 ad essere riscritta come:

$$\mathbf{M}_s^{lin} \ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{K}_P \mathbf{q} + \mathbf{F}_{PTO} = \mathbf{0} \quad (1.9)$$

Nella precedente equazione 1.9 il termine \mathbf{M}_s^{lin} corrisponde alla matrice di massa linearizzata del sistema, mentre la matrice \mathbf{K}_P è la matrice rigidità che si forma dalla linearizzazione del contributo gravitazionale attorno alla posizione di quiete. Si è deciso di trascurare il termine dovuto alla forza di Coriolis in questo modello linearizzato in quanto essa dipende dal quadrato della velocità angolare di beccheggio e da quello della velocità angolare del pendolo.

$$\mathbf{M}_s^{lin} = \begin{bmatrix} m_p + m_b & 0 & m_p(d-l) & -m_p l \\ 0 & m_p + m_b & 0 & 0 \\ m_p(d-l) & 0 & I_y + I_b + m_p(d-l)^2 & I_y + m_p l^2 - m_p d l \\ -m_p l & 0 & I_y + m_p l^2 - m_p d l & I_y + m_p l^2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{K}_P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -m_p g(d-l) & m_p g l \\ 0 & 0 & m_p g l & m_p g l \end{bmatrix}$$

(1.10)

2.3 Modello Completo di PeWEC

Partendo dalle equazioni di Cummins, è possibile ricavare le equazioni dinamiche linearizzate nel dominio delle frequenze di PeWEC andando a considerare anche il modello del pendolo, il contributo dato dalle forze di ormeggio e dall'azione di controllo e il termine per modellizzare le non-linearità idrodinamiche.

$$[\mathbf{M}_s^{lin} + \mathbf{A}(\omega)]\ddot{\mathbf{X}}_{sys} + [\mathbf{B}(\omega) + \mathbf{B}_v^{lin}]\dot{\mathbf{X}}_{sys} + [\mathbf{K} + \mathbf{K}_P]\mathbf{X}_{sys} + \mathbf{F}_{PTO} + \mathbf{F}_{moor} = \mathbf{F}_w(\omega) \quad (1.11)$$

In questa relazione, \mathbf{F}_{moor} rappresenta le forze di ormeggio agenti sul sistema, e $\mathbf{X}_{sys} = \mathbf{q} = [\mathbf{x}_G, \mathbf{z}_G, \delta, \varepsilon]^T$. Il termine \mathbf{B}_v^{lin} serve a modellizzare il contributo linearizzato dato dalle non-linearità idrodinamiche, come mostrato dall'equazione 1.11.

$$\mathbf{T}_{v,\delta}^{lin} = -\beta_{\delta}^{lin} \dot{\delta} \quad (1.12)$$

Come è possibile notare, il contributo dato da queste non-linearità è un contributo di tipo viscoso rispetto velocità angolare di beccheggio.

Come fatto per le equazioni di Cummins, è possibile ricavare le equazioni dinamiche linearizzate nel dominio del tempo.

$$[\mathbf{M}_s^{lin} + \mathbf{A}(\infty)]\ddot{\mathbf{X}}_{sys} + \int_0^t \mathbf{h}_r(t-\tau)\dot{\mathbf{X}}_{sys}d\tau + \mathbf{B}_v^{lin}\dot{\mathbf{X}}_{sys} + [\mathbf{K} + \mathbf{K}_P]\mathbf{X}_{sys} + \mathbf{F}_{PTO}(t) + \mathbf{F}_{moor}(t) = \mathbf{F}_w(t) \quad (1.13)$$

2.4 Modello semplificato di PeWEC

Nello sviluppo del sistema di tipo model-based TRMPC (Tube-based Robust Model Predictive Control) presentato in questo lavoro, si è deciso di utilizzare un modello semplificato del sistema mostrato dall'Equazione 1.11, in cui si trascurano le forze dovute agli ormeggi, e gli spostamenti di abbrivio, deriva e sussulto dello scafo. Questa operazione è stata fatta per poter, in una fase di primo sviluppo, lavorare con un modello più semplice, in modo da trovare una configurazione di partenza dei parametri di progetto tipici di questo sistema di controllo. Gli unici gradi di libertà considerati sono pertanto il beccheggio δ dello scafo del PeWEC e la posizione angolare ε del sistema pendolo. In questo tipo di modello le equazioni dinamiche diventano:

$$\begin{aligned} (I_y + I_b + m_p(d-l)^2 + A_{\delta\delta})\ddot{\delta} + (B_{\delta\delta} - \beta_{\delta}^{lin})\dot{\delta} + (K - m_p g(d-l))\delta &= F_w \\ (I_y + m_p l^2)\ddot{\varepsilon} + m_p g l \varepsilon + T_{PTO} &= 0 \end{aligned} \quad (1.14)$$

Dove l è la lunghezza del braccio del pendolo, d la distanza tra il centro di gravità dello scafo e la cerniera del pendolo, m_p la massa del pendolo, $A_{\delta\delta}$ la massa aggiunta calcolata rispetto all'asse di beccheggio, $B_{\delta\delta}$ il coefficiente di viscosità idrodinamico calcolato, I_y e I_b e le inerzie dello scafo e del pendolo calcolate rispettivamente rispetto all'asse di beccheggio e all'asse y del sistema di riferimento fissato nel centro di gravità del pendolo stesso.

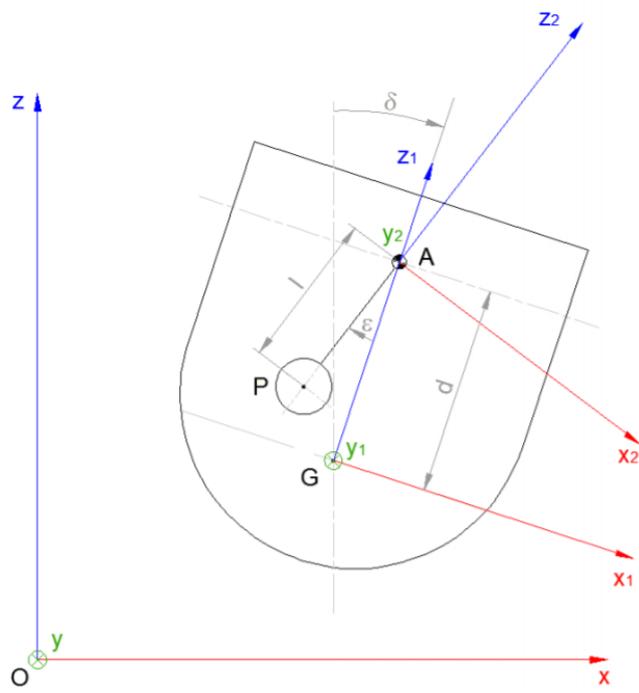


Figura 3 - Modello PeWEC con le relative dimensioni.

3 Sistema di controllo: stato dell'arte

La strategia di controllo tradizionale attualmente in sviluppo per il dispositivo PeWEC è data da un controllo di tipo PD (proporzionale-derivativo) in cui la coppia agente sull'asse del Power Take-Off è calcolata secondo la seguente relazione:

$$T_{PTO} = c\dot{\epsilon} + k\epsilon \quad (2.1)$$

Nella relazione precedente, i termini k e c possono essere ritenuti rispettivamente come parametri di rigidità e smorzamento dell'azione di controllo. Questi due termini, in questo approccio, sono ricavati da una look-up table costruita in precedenza offline attraverso un processo di ottimizzazione per simulazione, la quale associa lo stato di mare incontrato alla relativa azione di controllo c, k .

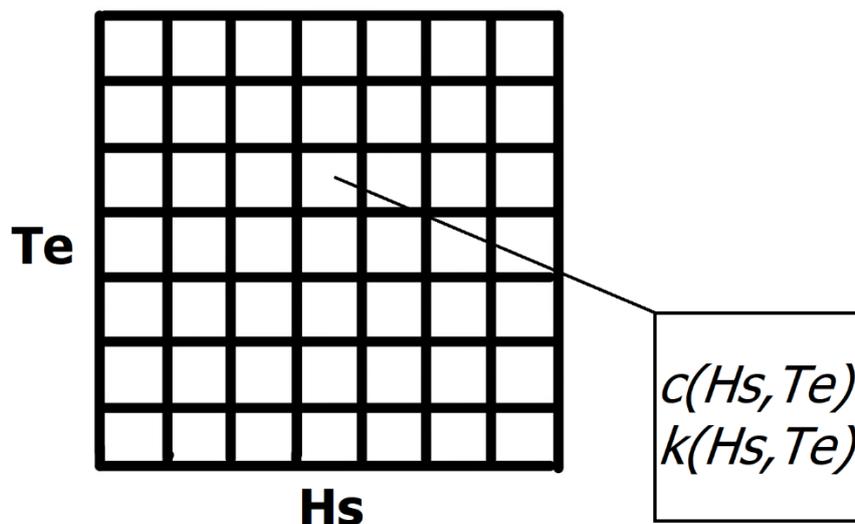


Figura 4 - Rappresentazione grafica del concetto di controllo attraverso lookup table: definiti T_e ed H_s viene creata una griglia con ogni cella contenente i parametri di controllo relativi.

In questo processo, ogni stato di mare è individuato dalla coppia di parametri spettrali T_e (periodo energetico) ed H_s (altezza significativa). Definito un sito di utilizzo, ed osservato le condizioni di mare incontrabili tramite un'analisi delle occorrenze, per ogni stato di mare rilevante vengono effettuate numerose simulazioni andando a variare, in un range definito, i parametri di controllo c e k . Ad ogni simulazione poi, viene associata una potenza media estratta. Si andranno a costruire poi le celle della look-up table, associando a ciascuna di queste i parametri c e k corrispondenti alla maggiore potenza media estratta. Per gli stati di mare intermedi alle celle, il controllo verrà calcolato per interpolazione.

Questo tipo di controllo tuttavia ha degli svantaggi. Prima di tutto, esso è un controllo sub-ottimale. I parametri c e k utilizzati sono infatti quelli associati alla potenza media estratta massima fra quelle osservate durante il processo di simulazione. Il controllo pertanto non è ottimo in ogni singolo istante in cui è applicato, ma è mediamente ottimo. Inoltre, essendo un controllo calcolato sulla base di un modello, esso è affetto dalle incertezze tipiche del processo di modellizzazione, come ad esempio fenomeni non modellizzati o parametri teorici differenti da quelli reali. Inoltre, il funzionamento sistema di conversione subirà nel corso della sua vita dei cambiamenti dovuti all'usura e all'invecchiamento dei suoi componenti o alla crescita di coltura marina sul suo scafo. Per questi motivi, due differenti soluzioni sono proposte in questa relazione: una strategia di controllo ottimo TRMPC (Tube-based Robust Model Predictive Control) e una di tipo data-driven.

4 Tube-based robust model predictive control (TRMPC)

La strategia di controllo Tube-based Robust Model Predictive Control (TRMPC) è una strategia di controllo robusta basata sull'applicazione del concetto di tubo ad un sistema di controllo MPC (Model Predictive Control) classico (Kouvaritakis & Cannon, 2015). Questa inoltre, rientra all'interno della categoria di controlli ottimi di tipo model-based, poiché sia in fase di progetto che nel processo di calcolo della sua azione di controllo si avvale di un modello del sistema da controllare.

Un sistema di controllo si definisce robusto se, come il TRMPC, è in grado di fornire un controllo efficace anche in presenza di incertezze nel modello o di disturbi nei segnali interni al sistema composta da controllore e impianto.

Il principio di funzionamento di questo controllore si basa su un'azione di controllo mirata a forzare la dinamica di un sistema perturbato e affetto da incertezze a convergere al centro di un "tubo". Questo tubo è generato dalla propagazione della dinamica controllata del modello dello stesso sistema ma privo di incertezze o disturbi. Il controllo ottimo che genera la dinamica che guida il centro del tubo è calcolato utilizzando un MPC classico. Le dimensioni di questo tubo nello spazio degli stati $\mathbb{X} \in \mathbb{R}^n$ (con $n = \dim(\mathbf{x})$ ed $\mathbf{x} \in \mathbb{X}$ vettore degli stati del sistema) dipendono dalle dimensioni che ha lo spazio dei disturbi $\mathbb{W} \in \mathbb{R}^m$ (con $w \in \mathbb{W}$ vettore dei disturbi) rispetto ad ognuno degli stati stessi. Una rappresentazione del concetto di tubo è mostrata nella figura successiva, con un sistema dinamico a due stati.

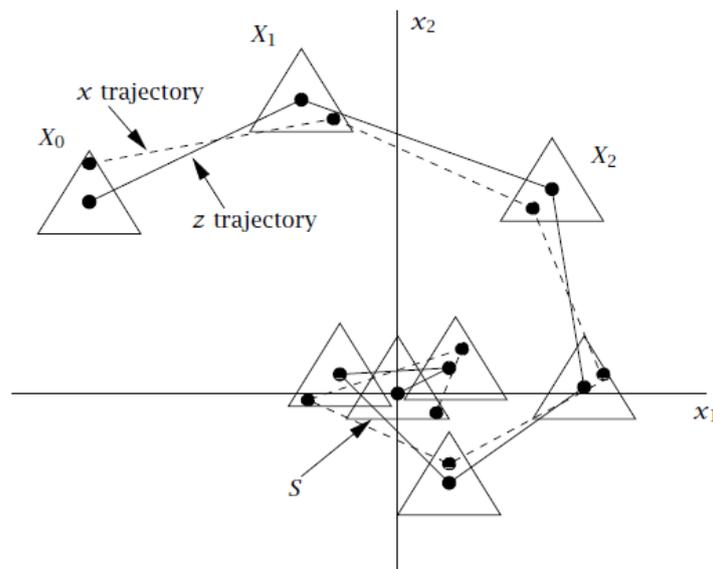


Figura 5 - Rappresentazione della traiettoria e del tubo nello spazio degli stati generati dal controllo TRMPC.

Nella figura precedente è possibile vedere come, a partire da uno stato reale (e pertanto affetto da disturbo) X_0 , il controllo TRMPC forzi la dinamica del sistema reale, seguendo la traiettoria reale e disturbata x , a seguire il centro del tubo z rimanendo dentro al tubo stesso, fino al punto S , rappresentante lo stato obiettivo.

L'azione di controllo sviluppata da un controllore TRMPC è composta da due componenti distinte, calcolate in maniera differente.

- Un primo termine u_{MPC} calcolato con una strategia di controllo Model Predictive Control classica basata su un modello del sistema che non considera incertezze né disturbi. È un termine calcolato interamente online attraverso un processo di ottimizzazione di una funzione quadratica.
- Un secondo termine u_{stab} il cui processo di design dei parametri è svolto offline, che è mirato a stabilizzare il sistema che potrebbe risultare instabile a causa dei contributi di disturbo.

$$u_{TRMPC} = u_{MPC} + u_{stab}$$

(3.1)

4.1 Model Predictive Control (MPC) classico

La strategia di controllo MPC, responsabile del primo termine dell'azione di controllo vista nell'Equazione 3.1, si basa sullo sfruttamento di un modello dinamico dell'impianto per prevedere il comportamento futuro delle variabili del sistema al fine di calcolare l'azione di controllo ottimale da applicare. Il comando generato mira a minimizzare i contributi energetici relativi agli stati e al controllo attraverso un processo di ottimizzazione che tiene conto delle azioni in un periodo che inizia nell'istante in cui il controllo è applicato e finisce ad un orizzonte temporale chiamato orizzonte predittivo H_p . Tuttavia, per evitare che questa azione di controllo non abbia alcun tipo di feedback, e che quindi negli istanti successivi al primo essa sia basata soltanto sulla previsione fatta inizialmente con l'ausilio del modello e non sul sistema reale, il controllo MPC applica il principio chiamato *receding horizon*. Secondo questo principio, questa strategia applica sul sistema soltanto la prima delle azioni di controllo ottimizzate. Negli istanti successivi, l'orizzonte temporale sarà spostato in avanti di un passo e il processo di previsione e di ottimizzazione sarà ripetuto nella stessa maniera. In generale, considerato un impianto generico descrivibile, nel dominio del tempo discreto, con un modello lineare ed imperturbato del tipo:

$$z(k+1) = Az(k) + Bv(k) \quad (3.2)$$

dove $z(k)$ sono gli stati imperturbati del sistema all'istante k , e $v(k)$ l'azione di controllo all'istante k , e considerati eventuali vincoli su questi due segnali, essi possono essere formulati come:

$$\begin{aligned} v_{min} &\leq v(k) \leq v_{max} \\ z_{min} &\leq z(k) \leq z_{max} \end{aligned} \quad (3.3)$$

dove, con l'espressione 3.3, si impone che per ogni istante di tempo $v(k) \in \mathbb{V}$ e $z(k) \in \mathbb{Z}$, il controllo di tipo MPC, per ogni istante di tempo k risolve il problema di ottimizzazione formulato nel seguente modo:

$$\begin{aligned} &\min_{V(k|k)} J(V(k|k), z(k)) \\ \text{s. t. } &\begin{cases} z(k+1) = Az(k) + Bv(k) \\ v(k+i|k) \in \mathbb{V}, i = 0, \dots, H_p \\ z(k+i|k) \in \mathbb{Z}, i = 0, \dots, H_p \end{cases} \end{aligned} \quad (3.4)$$

In questa formulazione, $J(V(k|k), z(k))$ rappresenta la funzione di costo da ottimizzare, $v(k+i|k) \in \mathbb{V}$ e $z(k+i|k) \in \mathbb{Z}$ sono rispettivamente i passi del controllo e gli stati predetti all'istante $k+i$, calcolati all'istante k . $V(k|k)$ invece rappresenta il vettore delle azioni di controllo che vanno dall'istante attuale k sino all'orizzonte di predizione H_p .

$$V(k|k) = [v(k|k) \ v(k+1|k) \ \dots \ v(k+H_p|k)]^T \quad (3.5)$$

La funzione di costo adottata è una funzione di costo quadratica della forma:

$$J = \sum_{i=0}^{H_p-1} z^T(k+i|k) Q z(k+i|k) + v^T(k+i|k) R v(k+i|k) + z^T(k+H_p|k) S z(k+H_p|k) \quad (3.6)$$

In questa formulazione generale, $z^T(k+i|k) Q z(k+i|k)$ rappresenta il "contributo energetico" associato alla traiettoria che devono seguire gli stati tra gli istanti k e $k+H_p-1$. Nella stessa maniera,

$v^T(k+i|k) R v(k+i|k)$ rappresenta il contributo associato all'azione di controllo svolta sul sistema nel periodo che va da k a $k+H_p-1$. Infine, è possibile dare un peso differente al contributo dello stato finale, per forzare maggiormente il sistema a giacere in un determinato stato, attraverso il $z^T(k+H_p|k) S z(k+H_p|k)$ termine

. Come è possibile notare, la priorità che questi tre contributi hanno rispetto all'azione di controllo desiderata, è pesata attraverso le matrici peso Q , R ed S . È possibile inoltre, in fase di ottimizzazione, aggiungere un vincolo ulteriore sullo stato finale:

$$z(k+H_p|k) \in \mathbb{Z}_F \quad (3.7)$$

Definita in questa maniera la funzione di costo, il risultato dell'ottimizzazione svolta dal controllo MPC all'istante k , è il vettore delle azioni di controllo ottime $V^*(k)$.

$$V^*(k) = \arg \min_{U(k)} J(z(k), V(k)) = [v^*(k|k) \ v^*(k+1|k) \ \dots \ v^*(k+H_p-1|k)]^T \quad (3.8)$$

Ed il controllo che verrà applicato all'istante k , seguendo il principio del receding horizon sarà $v^*(k|k)$.

4.1.1 Controllo MPC di PeWEC e tuning dei parametri peso

Nella sezione precedente è stato presentato l'approccio MPC classico, responsabile del contributo u_{MPC} prendendo in considerazione un sistema generico. Nel caso in esame in questa relazione, il sistema da controllare è il convertitore PeWEC. In questo contesto, nella formulazione del problema MPC per questo caso, si è deciso di considerare il modello bidimensionale linearizzato e semplificato descritto dalla relazione 1.14. In questo modo le variabili presentate nella sezione precedente diventano:

$$z(k) = \begin{bmatrix} \delta \\ \dot{\delta} \\ \varepsilon \\ \dot{\varepsilon} \end{bmatrix} \\ v(k) = u_{MPC}(k) = T_{PTO}(k) \quad (3.9)$$

Inoltre, nel modello considerato per lo sviluppo di questo algoritmo di controllo, sono state trascurate le forze provenienti dall'ormeggio (il quale, se ben progettato dovrebbe poter permettere il libero movimento del dispositivo, specialmente sull'asse di beccheggio), mentre le forze provenienti dall'onda sono considerate come delle forze di disturbo $w = F_w$. Con questa configurazione pertanto il sistema perturbato e il sistema nominale non perturbato diventano, nel dominio del tempo discreto, rispettivamente:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu + w \\ \dot{z} &= Az + Bv \end{aligned} \quad (3.10)$$

Le matrici A e B sono le matrici calcolate nella forma state-space nel tempo discreto a partire dalle equazioni dinamiche 1.14.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{(K - m_p g(d-l))}{(I_y + I_b + m_p(d-l)^2 + A_{\delta\delta})} & -\frac{(B_{\delta\delta} - \beta_{\delta}^{lin})}{(I_y + I_b + m_p(d-l)^2 + A_{\delta\delta})} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{m_p g l}{(I_y + m_p l^2)} & 0 \end{bmatrix} \\ B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ -\frac{1}{(I_y + m_p l^2)} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

I vincoli in questo modo sono $x \in \mathbb{X}, z \in \mathbb{Z}, u \in \mathbb{U}, v \in \mathbb{V}, w \in \mathbb{W}$. A questi inoltre va aggiunto un vincolo addizionale. Il controllo infatti deve forzare il PTO affinché esso lavori come generatore e non come motore (il PTO nel sistema PeWEC è un motore sincrono brushless a magneti permanenti, e, in quanto tale, può operare sia come motore che come generatore). Per fare ciò è necessario che sia valida la seguente relazione:

$$\varepsilon T_{\varepsilon} = z_4 v < 0 \quad (3.12)$$

La funzione costo, nel caso di un'applicazione su PeWEC, nella soluzione proposta, non tiene conto di un differente peso per lo stato all'istante finale. Per questo motivo è riscrivibile come:

$$J = \sum_{i=0}^{H_P} z^T(k+i|k)Qz(k+i|k) + v^T(k+i|k)Rv(k+i|k) \quad (3.13)$$

Assumendo che nel calcolo della funzione di costo ogni stato ha pari valore, e ricordando che per come è stato formulato il problema dall'Equazione 3.9 il controllo ha dimensione unitaria, le due matrici Q ed R possono essere parametrizzate.

$$Q = q \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad R = r \frac{1}{T_{\varepsilon, \max}^2} \quad (3.14)$$

Con quanto fatto nella precedente espressione, si può regolare il controllo con un processo di tuning andando a modificare il parametro relativo all'energia associata agli stati q e quello relativo all'azione di controllo. È importante inoltre sottolineare che, definendo R come in 3.14, la variabile di tuning r è normalizzata rispetto alla coppia di controllo massima.

L'influenza che questi due parametri hanno sul processo di design del controllore può essere riassunta come:

- Aumentando il valore del parametro q si va ad aumentare il peso relativo agli stati, riducendo pertanto in fase di ottimizzazione l'energia associata ad essi.
- Aumentando il valore del parametro r si va ad aumentare il peso relativo all'azione di controllo, riducendo pertanto in fase di ottimizzazione l'energia associata ad esso.

La migliore configurazione può essere ricercata con un processo di trial and error per mezzo di simulazioni.

4.2 Concetto di Tubo

Richiamando quanto esposto dalla relazione 3.1, l'azione che il controllo TRMPC fornisce è composta da due parti, di cui la prima calcolata online con un metodo MPC classico applicato al modello nominale del sistema imperturbato e la seconda sviluppata offline con l'obiettivo di generare il tubo capace di stabilizzare il sistema dai disturbi.

Definendo il contributo del tubo come un contributo proporzionale alla differenza tra lo stato realmente misurato e quello teorico imperturbato, la relazione 3.1 diventa:

$$u = v + K(x - z) \quad (3.15)$$

In questa relazione, x è il vettore degli stati soggetti a disturbi, mentre z sono gli stati del modello nominale.

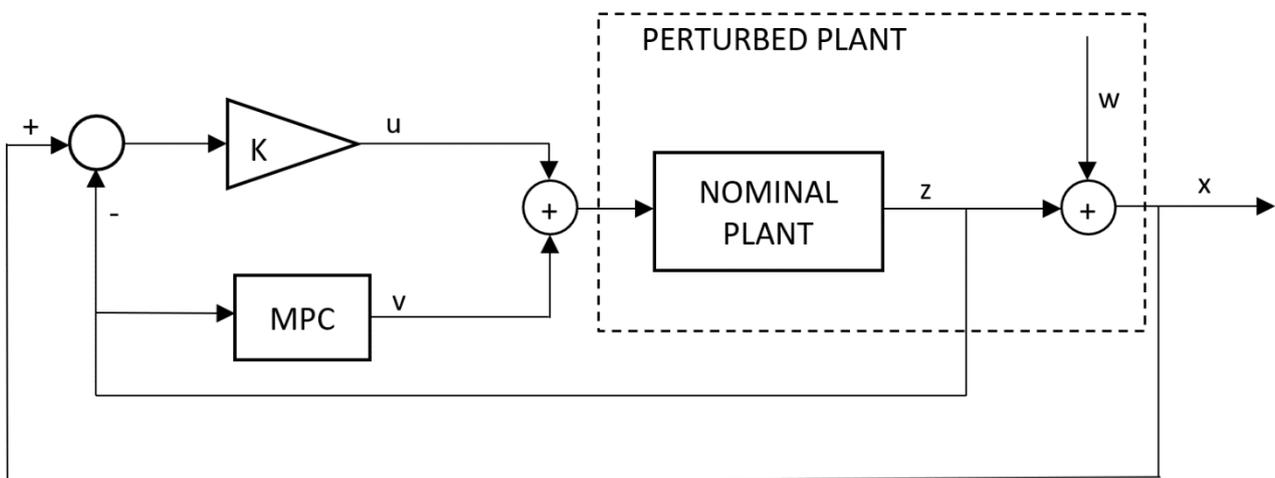


Figura 6 - Schema a blocchi del controllo TRMPC con i relativi contributi.

Per calcolare il termine K, diversi approcci possono essere applicati. Per tutti, lo scopo è rendere la matrice $A_K = A + BK$ stabile secondo il criterio di Schur. Per una formulazione matematica esaustiva delle motivazioni di questa operazione ci si riferisca al lavoro di Rawlings e Mayne (Rawlings & Mayne, 2009). Nella soluzione proposta, volendo non soltanto considerare eventuali disturbi additivi sui segnali provenienti dal PeWEC, ma volendo anche rendere il sistema robusto alle incertezze, la matrice K verrà calcolata con un approccio LMI (Linear Matrix Inequality). Questo sistema è formulato nel seguente modo (Mammarella M. , Capello, Park, Guglieri, & Romano, 2018) (Mammarella & Capello, 2018):

$$\begin{cases} Q + K^T R K + (A^+ + B^+ K)^T \tilde{P} (A^+ + B^+ K) - \tilde{P} \leq 0 \\ Q + K^T R K + (A^+ + B^- K)^T \tilde{P} (A^+ + B^- K) - \tilde{P} \leq 0 \\ Q + K^T R K + (A^- + B^+ K)^T \tilde{P} (A^- + B^+ K) - \tilde{P} \leq 0 \\ Q + K^T R K + (A^- + B^- K)^T \tilde{P} (A^- + B^- K) - \tilde{P} \leq 0 \end{cases}$$

(3.16)

In questa formulazione, $A^{+,-} = A(q^{+,-})$ e $B^{+,-} = B(q^{+,-})$ le matrici del sistema state-space andando a considerare le incertezze positive e negative. La soluzione del sistema LMI non solo assicura la stabilità di K, ma permette anche di trovare una soluzione che rispetti i vincoli imposti dalle incertezze formulate dalla relazione 3.16. Questo significa trovare una K tale che esista un valore \tilde{P} positivo in grado di rispettare il sistema 3.16.

4.3 Vantaggi della strategia TRMPC

La strategia di controllo ottimale di tipo TRMPC presenta alcuni vantaggi rispetto al controllo tradizionale presentato nel capitolo 2. Prima di tutto questa strategia è in grado di calcolare un controllo di tipo ottimale istante per istante, a differenza del controllo sub-ottimale medio che è fornito dalla look-up table. In questa maniera si potrebbe avere un aumento teorico della produttività. Questo tipo di controllo inoltre è capace di sopperire al difetto tipico dei controlli model-based semplici relativo alle incertezze e ai disturbi. Aggiungendo infatti il contributo del tubo a un controllo ottimo di tipo MPC classico, questa strategia diventa robusta ai disturbi e alle incertezze, se questi possono essere considerati limitati all'interno di un range.

5 Strategia di controllo Data-driven

Quando si analizzano delle strategie di sviluppo di sistemi di controllo, il termine data-driven può assumere differenti significati:

1. Un sistema di controllo basato su un processo di identificazione data-driven con cui si è ottenuta la funzione di trasferimento del sistema da controllare. In questo tipo di controllo, la fase data-driven è quella di costruzione della funzione di trasferimento. Avendo in precedenza ottenuto dei dati sul funzionamento del sistema, e, conoscendo una struttura plausibile della funzione di trasferimento, si identifica offline quest'ultima e, sulla base di questa, attraverso metodi classici, si definisce il sistema di controllo.
2. Azione di controllo ottima per apprendimento data-driven. Questo tipo di controlli mira a ottenere direttamente istante per istante l'azione di controllo ottima costruendo una funzione di costo. Grazie a quest'ultima, in seguito a un processo di ottimizzazione, si otterrà poi l'azione di controllo da applicarsi. Un esempio di metodo che ricade in questa definizione per gestire la fase di costruzione della funzione di costo e di scelta del controllo è dato dalla strategia di *reinforcement learning*.
3. Apprendimento data-driven dei parametri ottimi di una legge di controllo definita in precedenza. In questo approccio, l'apprendimento può essere visto come una sorta di tuning automatico sulla base soltanto della conoscenza fornita da dati reali.

La strategia di controllo proposta in questa relazione è ibrida tra la seconda e la terza definizione di controllo data-driven, come verrà illustrato in seguito.

Un'altra classificazione che è importante presentare riguardo alle strategie di controllo data-driven è relativa al tipo di apprendimento: offline o online. La prima tipologia comprende tutti i controlli la cui azione di controllo viene calcolata offline sulla base di dati reali o simulati precedentemente ottenuti. La strategia di controllo, pertanto, dopo essere stata installata sul sistema, non cambia, a meno che, sulla base dei nuovi dati ottenuti durante il funzionamento, non si decida di aggiornarla. I controlli data-driven online invece prevedono che la strategia di controllo cambi e venga aggiornata continuamente sulla base dei nuovi dati che provengono dalle esperienze reali che il sistema sviluppa una volta azionato. È importante notare come questi due approcci non siano esclusivi. Qualora infatti il sistema sia troppo complesso e pertanto richieda un tempo di apprendimento della legge di controllo ottima troppo elevato, è possibile risolvere questo problema apprendendo offline un controllo preliminare sulla base di un set di simulazioni, e aggiornare poi in seguito, con un approccio di apprendimento online, la strategia di controllo stessa.

5.1 Strategia di controllo proposta

La strategia di controllo di tipo data-driven che è proposta e analizzata in questo lavoro si basa sul concetto di costruzione per apprendimento di un metamodello e ottimizzazione dell'azione di controllo da applicare per mezzo dello stesso.

In questo sistema di controllo, la coppia applicata dal PTO segue la stessa relazione del sistema di controllo tradizionale visto nella sezione 2.

$$T_{PTO} = c\dot{\epsilon} + k\epsilon \quad (4.1)$$

La stessa coppia di parametri di controllo è applicata per l'intera durata dello stato di mare in cui il sistema PeWEC è posto. Tuttavia, a differenza di quanto presentato dalla soluzione tradizionale, i parametri c e k risultano essere definiti interamente dal processo di apprendimento e dall'ottimizzazione svolta attraverso il metamodello. Si possono pertanto assimilare al concetto di azione a dei controlli per reinforcement learning (Busoniu, Babuska, De Schutter, & Ernst, 2010). Nello stesso contesto, il concetto di stato del sistema s è rappresentato invece dallo stato di mare T_e , H_s .

La scelta dell'azione a da applicare è regolata da una strategia di apprendimento in grado di gestire i processi di esplorazione e ottimizzazione. Il primo processo, fondamentale nella prima fase di apprendimento, genera un'azione a mirata ad esplorare lo spazio delle azioni possibili in un determinato stato s . Il secondo processo

invece, attivo principalmente in un secondo momento in cui il controllo ha ottenuto una conoscenza sufficientemente precisa del sistema, mira ad assorbire la massima quantità di energia.

Un metamodello è uno strumento matematico utilizzato per relazionare i dati di tipo informativo che il sistema ha a disposizione e l'azione di controllo con una funzione che misuri la performance del sistema (in questo caso, l'assorbimento di potenza). I dati di tipo informativo sono i dati su cui il sistema di controllo non può agire e che pertanto non sono influenzati da esso. In questo contesto essi sono dati dai parametri spettrali d'onda T_e ed H_s . Essi, infatti, non sono influenzati dall'azione del controllo del sistema ma sono imposti dall'ambiente sull'agente. Parte del processo di sviluppo di questo sistema di controllo sarà la definizione dello strumento matematico migliore per svolgere la funzione di metamodello. Il metamodello da costruirsi svolge in questa maniera la stessa funzione che la funzione di stato-azione svolge nel contesto dei controlli di basati sul reinforcement learning (Busoni, Babuska, De Schutter, & Ernst, 2010).

Il processo di sviluppo della strategia di controllo, pertanto, può essere suddiviso in:

1. Scelta dello strumento matematico migliore da utilizzare come metamodello.
2. Definizione dell'algoritmo di ottimizzazione adatto per il calcolo dell'azione di controllo da applicare in fase di ottimizzazione.
3. Definizione di una strategia di apprendimento capace di gestire nel tempo i processi di esplorazione ed ottimizzazione e le relative finalità contrastanti.

I vantaggi di questo tipo di strategia possono essere sintetizzati come:

- Indipendenza dal modello di sistema: la strategia di controllo dipende solo dai dati provenienti dal sistema reale e quindi non è affetta dalle incertezze generate in fase di creazione del modello.
- Possibilità di definizione di una strategia di apprendimento capace di aggiornare il sistema ed adattarlo al processo di usura ed invecchiamento dell'impianto.

5.2 Definizione della struttura del metamodello

Come detto in precedenza, il metamodello è lo strumento capace di relazionare i dati di azione (c e k) e di stato (T_e ed H_s) con una funzione di performance dell'azione di controllo. Nella strategia di controllo proposta si è deciso di definire la performance dell'azione di controllo come la potenza media assorbita durante il periodo di tempo in cui la coppia di parametri di azione c e k è stata applicata. Si può vedere pertanto il metamodello come lo strumento per descrivere la potenza media assorbita dal PeWEC quando in uno stato di mare T_e , H_s si applica un controllo definito dall'azione c, k per un periodo di tempo T .

$$\hat{P}_{abs} = \mathcal{M}(T_e, H_s, c, k) = \mathcal{M}(s, a)$$

(4.2)

Il metamodello è pertanto depositario della conoscenza che la strategia di controllo ha acquisito sul sistema e l'ambiente durante il processo di apprendimento. È importante sottolineare come questa funzione non possa semplicemente essere svolta da uno strumento quale le funzioni spline. È necessario infatti, vista l'ampiezza dello spazio degli stati, la loro durata e le loro occorrenze, che la "conoscenza" che il metamodello rappresenta venga diffusa anche negli stati di mare adiacenti. In questa maniera, un'esperienza data dalla combinazione di s ed a è condivisa con gli stati di mare con periodi energetici e altezze significative simili.

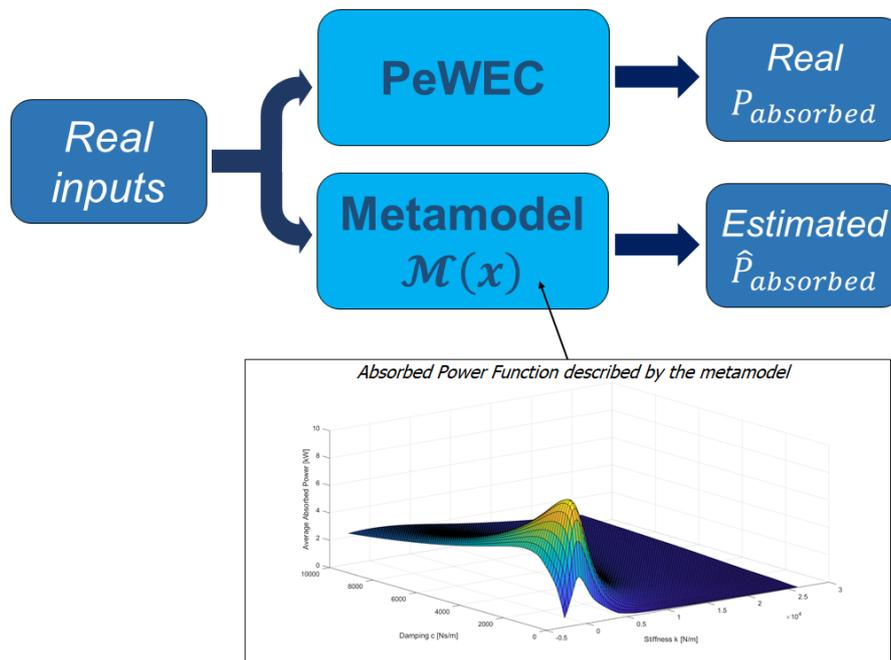


Figura 7 - Rappresentazione grafica del concetto di metamodello.

Per relazionare i dati reali misurati in input (T_e , H_s , c e k) con gli stessi in output (potenza media assorbita) le due soluzioni proposte in questa relazione sono gli alberi di regressione e le reti neurali. Questa scelta viene fatta considerando le potenzialità di descrizione della relazione che intercorre tra stato, azione e performance e valutando le conseguenze che la scelta di tali strumenti porta in fase di ottimizzazione del controllo.

5.2.1 Alberi di regressione

Gli alberi di regressione sono una particolare classe di alberi decisionali. Gli alberi decisionali sono uno dei più comuni approcci alla modellizzazione per le previsioni. Essi usano una semplice rappresentazione per collegare i dati in input con un'uscita predetta. Questa rappresentazione è composta da una struttura ad albero, in cui, a partire da delle condizioni in ingresso, una serie di diramazioni si diffondono, creando percorsi differenti a seconda dei valori in input. Ogni percorso termina con una zona di output predetto differente. Se gli output sono variabili target che possono prendere valori continui, l'albero decisionale è chiamato albero di regressione. Se l'output è invece un'etichetta, esso è chiamato albero di classificazione. Per la loro semplicità e la loro struttura facile da comprendere, sono tra gli approcci più utilizzati nel campo del machine learning, soprattutto nell'ambito del processo decisionale. Un esempio di albero di regressione è riportato nella figura sottostante.

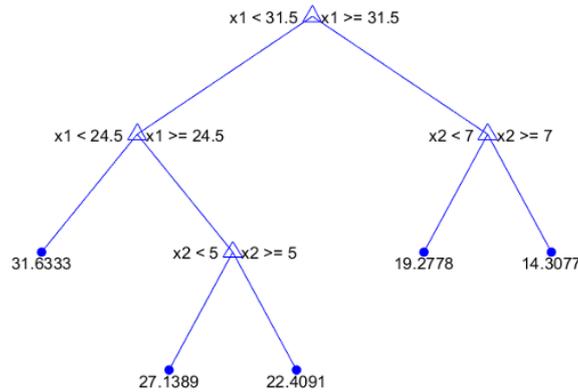


Figura 8 - Esempio di albero di struttura di albero di regressione.

Le porzioni terminali dell'albero sono chiamate foglie o nodi terminali. Ogni nodo terminale corrisponde ad una porzione dello spazio di output, ed il valore nella foglia è la media dei dati di osservazione che cadono in quella parte dello spazio di output. I punti in cui i rami si dividono sono chiamati nodi interni.

Dal momento che, una volta svolto il processo di training, tutti i punti in input che cadono in una determinata condizione generano lo stesso output, la funzione che è generata dall'utilizzo di un albero di regressione è caratterizzata da molte discontinuità e zone a gradiente nullo. Per questo motivo è consigliabile, qualora si decida di utilizzare questo strumento come metamodello, associarlo a un algoritmo di ottimizzazione che non sia gradient-based. Un esempio potrebbe essere un algoritmo genetico.

Il processo di training degli alberi di regressione è basato sull'ottimizzazione degli iperspazi definiti dalle condizioni costituenti i nodi interni. Ad ogni step del processo di training, la diramazione capace di diminuire maggiormente l'errore tra output predetto e reale viene creata. Questo processo termina quando tutte le foglie hanno raggiunto una dimensione minima scelta in fase iniziale. Questo tipo di training, che ottimizza passo per passo e non globalmente, è veloce se paragonato ad altri processi di training, come ad esempio quello relativo ai pesi delle reti neurali. Il risultato, in termini di errore rispetto al comportamento dei punti reali è generalmente buono, e questa bontà aumenta con l'aumentare dei dati utilizzati per il training e con la loro dispersione.

5.2.2 Reti neurali

Le reti neurali artificiali sono modelli computazionali con una struttura ispirata a considerazioni biologiche sul cervello animale. Sono costituite da una combinazione di entità di livello inferiore, i neuroni, collegati da pesi e in grado di rimodellare gli ingressi, restituendo un'uscita modificata, eventualmente, attraverso una relazione non lineare. Le loro due principali applicazioni sono la classificazione e l'approssimazione. Nell'utilizzo come metamodelli, le reti neurali sono sempre progettate con finalità di approssimazione e di regressione.

L'obiettivo delle reti neurali è quello di approssimare una funzione target. Questa funzione potrebbe essere una funzione da emulare o una politica di classificazione da attuare. Per questo motivo, la rete neurale può essere vista come una funzione $f(x, \theta)$, la quale ha lo scopo di approssimare una funzione target. Ad esempio, in una rete neurale classificatrice la configurazione ottimale di θ corrisponde a quella in grado di ridurre correttamente l'input x alla categoria corretta y . Mentre una rete neurale utilizzata in un contesto di approssimazione si dice che abbia una configurazione ottimale dei suoi parametri θ una volta che è in grado di riprodurre con il minimo errore la forma della funzione target. Il processo di ottimizzazione dei parametri è chiamato addestramento o training della rete, e consiste nell'associare, sulla base dei dati di training, i corretti pesi che collegano i vari neuroni della struttura.

Un esempio di rappresentazione grafica della struttura di una rete neurale è visibile nella figura successiva.

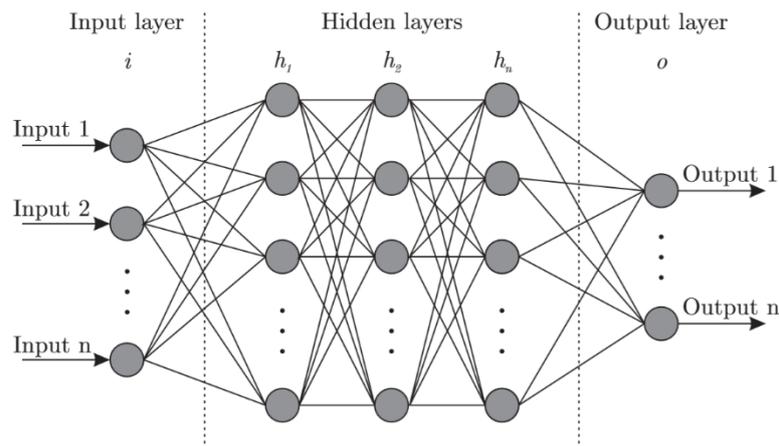


Figura 9 - Rappresentazione della struttura di una rete neurale.

Le reti neurali utilizzate per l'approssimazione sono uno strumento utile perché in grado di descrivere le non linearità, assicurando inoltre una continuità della funzione. Per questo motivo, se utilizzate come metamodelli esse permettono, in fase di ottimizzazione, di utilizzare anche algoritmi gradient-based più efficienti dal punto di vista computazionale. Tuttavia, esse presentano anche degli svantaggi:

- Il processo di training delle reti neurali è dato da un'ottimizzazione accoppiata al concetto di retropropagazione. Quest'ultimo si basa su diverse inversioni matriciali nei propri calcoli, rendendo l'addestramento un processo computazionalmente pesante e lungo (più lungo del processo di addestramento di un albero di regressione).
- Le reti neurali necessitano di un numero di dati sufficientemente alto, maggiore di quello richiesto dagli alberi di regressione.
- Il processo di training è suscettibile alle condizioni iniziali dei pesi che collegano i differenti neuroni. Per questo motivo, preso un dato set di training, è opportuno addestrare più volte una rete e prendere successivamente il risultato migliore.

5.3 Definizione dell'algoritmo di ottimizzazione

L'azione di controllo ottima è calcolata, nel tipo di strategia proposto, ricercando attraverso un processo di ottimizzazione la coppia di parametri c e k in grado di massimizzare il valore ottenuto dalla funzione descritta dal metamodello. Questo processo di ottimizzazione inoltre deve poter tenere conto dei limiti che i parametri c e k possono raggiungere, diventando in questo modo un processo di ottimizzazione vincolata. In questo contesto diventa necessario pertanto scegliere l'algoritmo appropriato in base alle caratteristiche del metamodello (che descrive la funzione da massimizzare). Gli algoritmi proposti sono:

- Algoritmo genetico
- Algoritmo di ottimizzazione gradient-based

In una prima fase di test su ambiente MATLAB, è opportuno utilizzare le funzioni *ga* (algoritmo genetico) e *fmincon* (algoritmo gradient-based), disponibili sul toolbox "Optimization Toolbox" sviluppato da Mathworks. Il primo algoritmo, risulta più lento di un algoritmo di tipo gradient-based, ma più robusto alla possibilità di fermare l'ottimizzazione in posizione di minimo/massimo locali. È pertanto indicato qualora come struttura di metamodello si utilizzi un albero di regressione, dotato di molte discontinuità e zone a gradiente nullo (dove un algoritmo gradient-based risulterebbe inefficace). Il secondo invece, vista la maggiore efficienza di calcolo può essere utilizzato come alternativa all'algoritmo genetico qualora si debba calcolare l'azione ottima in un sistema in cui il metamodello è stato costruito per mezzo di reti neurali.

5.4 Definizione della strategia di apprendimento

La fase finale dello sviluppo del sistema di controllo data-driven proposto è la definizione della strategia di apprendimento. A differenza di un sistema di controllo ottimo di tipo model-based infatti, i sistemi basati su apprendimento basano le proprie azioni di controllo su due finalità diverse e contrastanti:

- Costruzione di un metamodello capace di descrivere con precisione la funzione di performance in tutte le regioni di stato ed azione.
- Massimizzazione della performance (potenza media assorbita).

La strategia di apprendimento proposta si basa sul concetto di *greedy function*. Preso uno stato di mare e definita la quantità di esperienze affrontate in quello stato di mare, la greedy function descrive la probabilità che la prossima azione di controllo sia di tipo esplorativo.

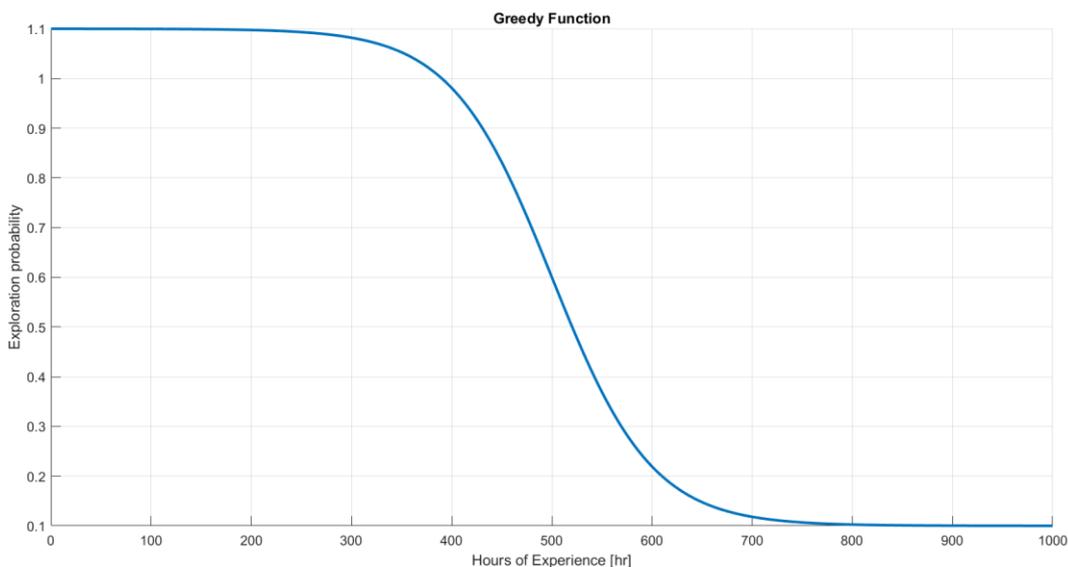


Figura 10 - Esempio di greedy function per strategie di apprendimento data-driven.

Come è possibile notare dall’esempio di greedy function presentato nell’immagine precedente, è opportuno, nelle prime esperienze che il sistema effettua in un dato stato di mare, assicurare un tipo di azione esplorativo, imponendo una probabilità maggiore del 100%. Viceversa, ottenuta una quantità di informazioni minime ad assicurare un’eventuale azione di controllo ottimizzata significativa, la probabilità di esplorazione scende e quella di ottimizzazione aumenta. Infine, per poter sopperire alle problematiche tipiche dei controlli model-based dovute all’usura dei sistemi, viene assicurata una probabilità di esplorazione minima anche a condizioni di conoscenza maggiori. Questa soluzione, per quanto pregiudichi un assorbimento di potenza ottimale, permette di continuare a perseguire la finalità di costruzione di un metamodello preciso. Il sistema, grazie a questa percentuale di esplorazione minima, è in grado di adattarsi ai cambiamenti dell’impianto, dovuti all’invecchiamento dell’impianto stesso e alle colture marine che potrebbero svilupparsi sul suo scafo. Con questo strumento pertanto, nella strategia di controllo proposta, viene stabilito, una volta che lo stato di mare è mutato, che tipo di azione di controllo attuare fino al successivo cambiamento.

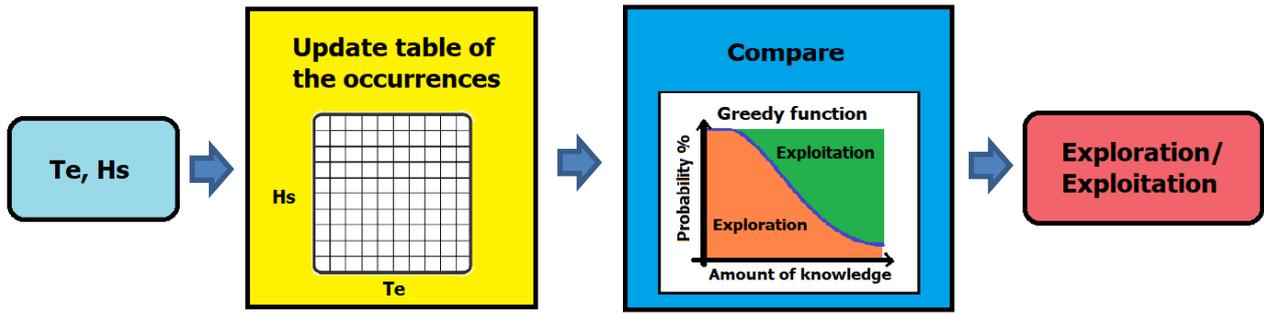


Figura 11 - Schema del funzionamento della scelta tra esplorazione e ottimizzazione nel processo di apprendimento.

Può essere opportuno inoltre definire una fase iniziale di pura esplorazione che prescindere dalla conoscenza che si ha dello stato di mare incontrato.

Altro aspetto rilevante in fase di progetto di questa strategia di apprendimento è la durata di un'azione di controllo caratterizzata dalla coppia c, k . Ipotizzando infatti che un singolo stato di mare possa essere considerato costante per un periodo pari a circa 60 minuti, a seconda della durata dell'applicazione di questa combinazione di parametri, si avrà un numero differente di esperienze che andranno a costituire il dataset su cui costruire il metamodello.

Il controllo effettuato in fase di esplorazione è dato dall'applicazione di coefficienti c e k presi in maniera casuale all'interno dello spazio delle azioni \mathcal{A} che ne definisce i loro vincoli. Sarà applicato pertanto un numero di azioni casuali che dipenderà dal numero di azioni applicabili data la durata del controllo definita in precedenza.

$$(C, K)_a = \text{rand}_{s, t, C, K \in \mathcal{A}} \quad (4.3)$$

In fase di ottimizzazione invece si decide di ottimizzare il controllo una volta sola.

$$(C, K)_a = \text{argmax}_{a' \in \mathcal{A}} \mathcal{M}(s_{sea}, a') = a \quad (4.4)$$

Le rimanenti azioni di controllo saranno calcolate secondo la seguente relazione.

$$(C, K)_\varepsilon = a + \text{rand}(-1, 1) \cdot \varepsilon_{Te, Hs} \cdot \Delta a \quad (4.5)$$

Dove $\varepsilon_{Te, Hs}$ rappresenta il valore della greedy function nello stato di mare definito da Te ed Hs , a è l'azione ottimizzata nel primo controllo e Δa è un raggio di esplorazione iniziale. In questa maniera, nonostante si stia ottimizzando, in base alla quantità di esperienza che si hanno nello stato di mare s in cui si sta applicando il controllo, si svolgerà comunque un processo di esplorazione dell'intorno dell'ottimo. Questo intorno inoltre sarà tanto più vicino all'ottimo calcolato quanto sarà la conoscenza che si ha dello stato di mare. La greedy function in questa maniera viene utilizzata come una rappresentazione dell'inaffidabilità del metamodello in quella condizione di stato.

Una rappresentazione schematica della strategia di apprendimento è presentata nella figura successiva.

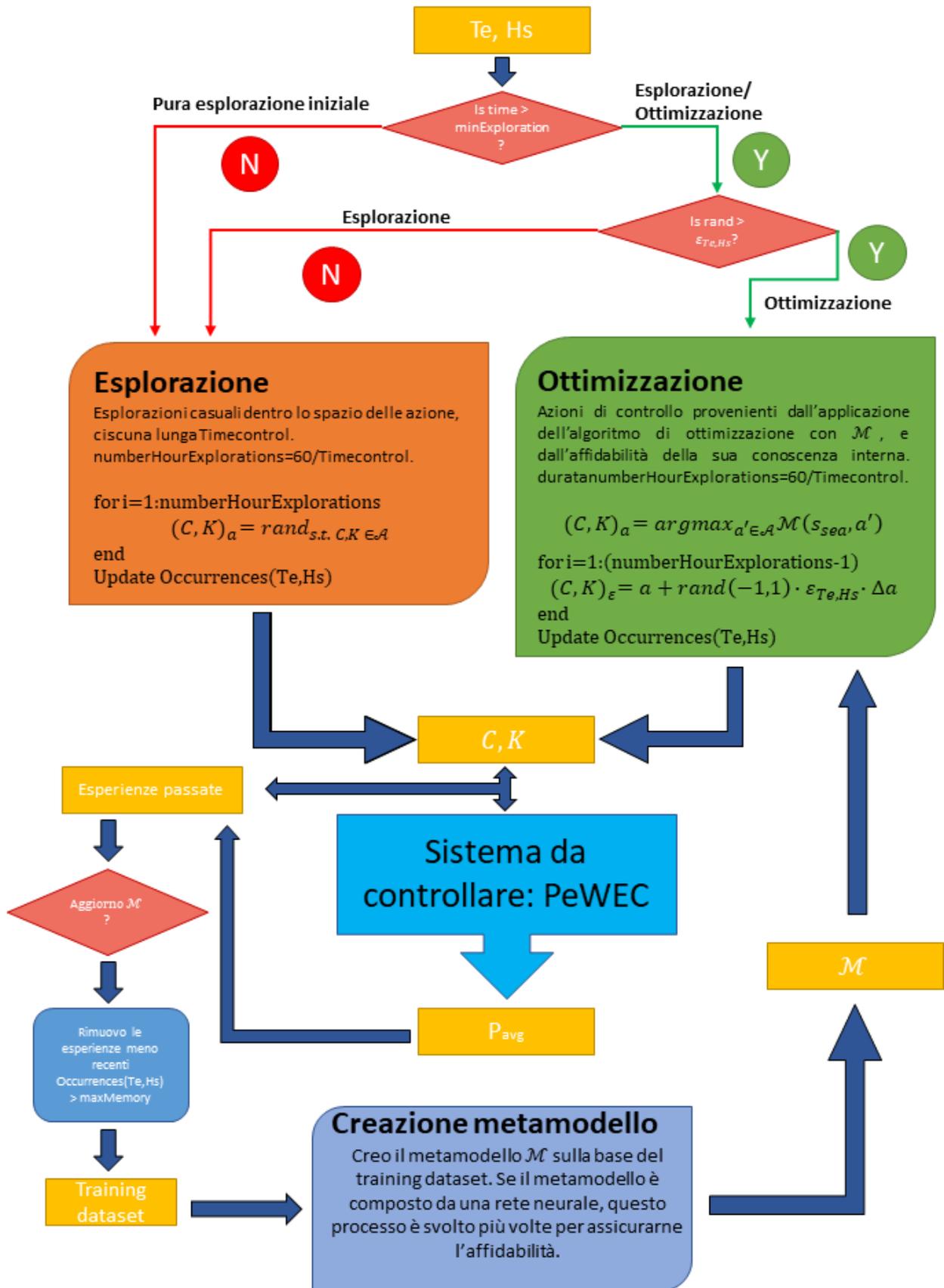


Figura 12 – Schema di funzionamento del processo di controllo e apprendimento.

6 Conclusioni

Nel lavoro riportato in questo documento sono state analizzate le due differenti strategie di controllo proposte, evidenziandone le principali caratteristiche ed il processo di sviluppo necessario per la loro progettazione. È stato inoltre mostrato come entrambe le soluzioni rispondano, in maniera differente, alle diverse esigenze che un sistema di controllo avanzato per wave energy converter richieda.

La soluzione model-based TRMPC è in grado di sviluppare un tipo di controllo ottimo istante per istante rimanendo robusta a incertezze nel modello utilizzato e disturbi.

La soluzione data-driven invece è capace di ricavare una soluzione mediamente ottima apprendendo da dati reali e adattandosi ai cambiamenti che l'impianto subirà nel corso della sua vita operativa.

Si presenta inoltre, per proseguire nei passaggi successivi di progetto, la necessità di un modello matematico del sistema in esame, contenente anche i suoi parametri fluidodinamici, per poter sviluppare il controllo model-based e simulare il processo di apprendimento della strategia data-driven.

7 Bibliografia

- Busoniu, L., Babuska, R., De Schutter, B., & Ernst, D. (2010). *Reinforcement Learning and Dynamic Programming Using Function Approximators*. CRC Press.
- Cummins, W. (1962). The Impulse Response Function and Ship Motions. *Schiffstechnik*, 101-109.
- Kouvaritakis, B., & Cannon, M. (2015). *Model Predictive Control: Classical, Robust and Stochastic*. Advanced Textbooks in Control and Signal Processing, Springer.
- Mammarella, M., & Capello, E. (2018). A Robust MPC-based autopilot for mini UAVs. *International Conference of Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, 1227-1235.
- Mammarella, M., Capello, E., Park, H., Guglieri, G., & Romano, M. (2018). Tube-Based Robust Model Predictive Control for Spacecraft Proximity Operations in the Presence of Persistent Disturbance. *Aerospace Science and Technology*.
- Pozzi, N. (2018). Numerical Modeling and Experimental Testing of a Pendulum Wave Energy Converter (PeWEC). Torino, Italia.
- Rawlings, J. B., & Mayne, D. Q. (2009). *Model Predictive Control: Theory and Design*. Nob Hill Publishing.

8 Appendice

Il centro ricerche Marine Offshore Renewable Energy (MORELab) nasce presso il Politecnico di Torino e rappresenta il frutto dell'esperienza maturata da parte del Politecnico nel campo dell'energia marina.

Il gruppo, altamente interdisciplinare, conta ad oggi più di 50 persone tra ricercatori a tempo indeterminato e determinato, dottorandi, e assegnisti che costituiscono il motore propulsivo del Centro.

Le principali attività del Centro riguardano lo sviluppo di metodologie per l'analisi, lo sviluppo e il test di tecnologie per la produzione di energia dal mare con attività relative a Progettazione, Modellazione Numerica, Sviluppo di Sistemi di Controllo, Test in Vasca Prova e in Mare Aperto.

A oggi, i focus particolari riguardano:

- Wave Energy
- Off-shore Wind Energy
- Piattaforme energetiche multifunzionali
- Energy Storage

Le competenze del MORE riguardano:

- analisi della risorsa marina/eolica
- applicazione di competenze relative allo studio di idrodinamica di corpi galleggianti soggetti a moto ondoso e correnti (con tecniche di modellazione lineare e non, integrate ad analisi CFD)
- sviluppo e progettazione dei sistemi elettromeccanici di conversione
- applicazione di metodologie per il controllo dei sistemi (PID, Controllo Ottimo, LQR, Fuzzy, MPPT, MPC, Data driven etc.)
- progettazione e ottimizzazione di sistemi di ormeggi
- interfacciamento del dispositivo ai sistemi di distribuzione di energia elettrica
- valutazione di accumuli per la gestione delle smart grid
- analisi di array di sistemi
- integrazione di RES tradizionali
- sviluppo di scenari energetici rivolto ad isole minori
- business model di comunità energetiche

La complessità endemica di queste tematiche necessita il coinvolgimento di numerose figure professionali fortemente interconnesse e supportate dalle tecnologie più performanti. A questo proposito, il Centro porta al suo interno competenze di modellazione numerica avanzata di sistemi energetici marini, la cui capacità predittiva e affidabilità viene moltiplicata dall'utilizzo delle tecnologie di HPC.

All'attività di modellazione numerica, il Centro affianca anche un'intensa attività sperimentale, frutto di un'esperienza quindicennale ad ampio spettro, che spazia dalle attività di testing su banchi prova basati sulla tecnologia Hardware in the Loop alle attività sperimentali in vasche prova nazionali e internazionali.

L'ecosistema del Centro, già collaudato nell'ambito dei Gruppi di Ricerca che lo animano, si caratterizza per una spiccata propensione alla collaborazione a più livelli, in particolar modo con gli stakeholders industriali del panorama energetico e con numerosi partners nazionali e internazionali, coinvolti anche nelle facilities a disposizione del Centro.

Selezione di Pubblicazioni:

- ✓ Di Muro, A., Sirigu, S.A., Giorgi, G., Gerboni, R., Bracco, G., Carpignano, A., Mattiazzo, G., Life Cycle Assessment for the ISWEC Wave Energy Device, (2021) Mechanisms and Machine Science, 91, pp. 515-523.

- ✓ Giorgi, G., Gomes, R.P.F., Henriques, J.C.C., Gato, L.M.C., Bracco, G., Mattiazzo, G., Detecting parametric resonance in a floating oscillating water column device for wave energy conversion: Numerical simulations and validation with physical model tests, (2020) *Applied Energy*, 276.
- ✓ Dafnakis, P., Bhalla, A.P.S., Sirigu, S.A., Bonfanti, M., Bracco, G., Mattiazzo, G., Comparison of wave-structure interaction dynamics of a submerged cylindrical point absorber with three degrees of freedom using potential flow and computational fluid dynamics models, (2020) *Physics of Fluids*, 32 (9).
- ✓ Mattiazzo, G., State of the Art and Perspectives of Wave Energy in the Mediterranean Sea: Backstage of ISWEC, (2019) *Frontiers in Energy Research*.
- ✓ Buscaino, G., Mattiazzo, G., Sannino, G., Papale, E., Bracco, G., Grammatta, R., Carillo, A., Kenny, J.M., De Cristofaro, N., Ceraulo, M., Mazzola, Acoustic impact of a wave energy converter in Mediterranean shallow waters, (2019) *Scientific Reports*, 9 (1).
- ✓ Bracco, G., Giorcelli, E., Mattiazzo, G., ISWEC: A gyroscopic mechanism for wave power exploitation (2011) *Mechanism and Machine Theory*, 46 (10), pp. 1411-1424.